KU LEUVEN

FACULTEIT INDUSTRIËLE INGENIEURSWETENSCHAPPEN

CAMPUS DE NAYER SINT-KATELIJNE-WAVER

Mobile Deep Visual Detection and Recognition

Thijs VERCAMMEN

Promotor(en): Prof. dr. ir. Toon Goedemé

Co-promotor(en): Ing. Floris De Feyter

Masterproef ingediend tot het behalen van de graad van master of Science in de industriële wetenschappen: Elektronica-ICT
ICT

Academiejaar 2021 - 2022

Voorwoord

Een masterproef is het afsluitstuk van zes jaar studeren. Waarin al de theoretische en praktische kennis die ik de afgelopen jaren heb geleerd kan toepassen en combineren. Met deze masterproef heb ik mijn eerste stappen in de onderzoekswereld genomen. Deze laatste periode in mijn studies heb ik ervaren als een stressvol maar leerrijk semester.

De weg die ik genomen heb om dit moment te bereiken was niet een standaard traject. Ik heb namelijk eerst een bachelor behaald in de toegepaste informatica aan de UCLL. Om vervolgens een schakeljaar en masterjaar industriëel - ingenieur met specialisatie elektronica ict te volgen. Vanwege dit traject heb ik mijn masterproef voltooid op één semester waardoor de stressfactor aanzienlijk toenam.

Ik wil graag een aantal mensen bedanken. Zonder hun hulp zou ik nooit tot op dit punt en eindresultaat gekomen zijn.

Eerst wil ik namelijk mijn co-promotor Floris De Feyter bedanken voor zijn begeleiding van deze masterproef. De wekelijkse feedback was altijd welkom, waardoor ik elke week met een nieuwe focus aan de masterproef kon werken. Wanneer ik vast zat, gaf hij nieuwe ideeën zodat ik altijd iets had waarmee ik verder kon werken.

Ook wil ik mijn promotor professor Toon Goedemé bedanken. Vanwege zijn enthousiasme over deze opleiding en kennis over het onderwerp was ik tijdens de opendeurdag van campus De Nayer helemaal overtuigd om het schakeljaar te volgen.

Ik wil ook mijn ouders en zussen bedanken die mij tijdens mijn studies altijd hebben ondersteund. Ook wil ik hen bedanken om mij de kansen te geven die ik nodig had om dit moment te bereiken.

Ten laatste wil ik mijn vrienden bedanken om ervoor te zorgen dat ik af en toe mijn gedachten kon verzetten in deze stressvolle periode.

Thijs Vercammen

Samenvatting

Deep learning is used more and more for vision applications like image recognition and object detection. With neural networks we can extract more and beter features from images. Unfotunately a lot of these neural networks require a lot of memory and computing power to extract those features. Consequently, development of deep learning applications always requires an internet connection.

Another problem is that the operations of an existing neural network are often not compatibel with the mobile environment where the application is executed. A coding language often used for designing and training neural networks is Python. Thus these neural networks are designed to be executed in a Python environment while Android studio applications are executed in a Java environment. The purpose of this thesis is to research the compatibility between operations of an existing neural network in its original environment and a mobile enviroment so we can implement complex neural networks on a mobile device with a minimal effect on its accuracy. We will study this for recognition systems and detection systems.

Primarily we study recognition systems wich are the least complex. A recognition system is an application where a neural network predicts the identity of an image. The main part of a recognition system is the convolutional neural network. The main building block is the convolution layer which can extract features from a previous layer or image. The purpose of these convolutional layers is to extract more high level features with each new convolutional layer. These high level features can later be classified by a fully connected layer. As recognition system we will be studying the ResNet50 architecture which is an architecture existing of 50 convolutional layers and is frequently used for image classification problems.

Secondly, we consider detection systems which are more complex than the recognition systems. The purpose of detection systems is to localize and detect objects in an image. There are two approaches for detection systems: the two-stage detector and the one-stage detector. Faster-RCNN is a two-stage detector where first regions of interest are extracted from the image. These regions of interest are possible locations where an object can be located. The second part is object classification and bounding box regression for the regions of interest. YOLO is a one-stage detector where the object detection happens in a single time. The image is devided in a grid, where for each grid cell one classification and multiple bounding boxes are predicted. Two-stage detectors are known to be more accurate but slower while one-stage detectors are known to be fast but less accurate.

Subsequently we consider existing models of the TensorFlow and PyTorch framework. Both fra-

meworks are able to convert a neural network to a network that is compatible with a mobile environment using its own library of operations. Each framework has it's own optimalisation methods which are executed while converting to a mobile compatible neural network. Another possibility is to convert the existing model to another framework with ONNX. This method is usefull when the existing model is developed in a framework which doesn't support conversion for a mobile environment. In this way we can export the neural network to ONNX and import the ONNX model to a framework that supports a conversion method. ONNX also has his own framework to implement an ONNX neural network in a mobile environment.

Finally we study the compatibility of operations for different neural network architectures developed in PyTorch and TensorFlow. The network architectures we will study are: ResNet50, Faster-RCNN and YOLO. ResNet50 is a classification network that is also the least complex among the three architectures. The ResNet50 architecture is fully supported to be converted to TensorFlow Lite, PyTorch Mobile and ONNX. TensorFlow gives the possibility to add metadata to a TensorFlow neural network that is converted to TensorFlow Lite. If we add metadata to this TensorFlow Lite model, Android studio will generate the code to implement the model. However the ResNet50 model from PyTorch will be executed faster on a mobile device. Solely the PyTorch to ONNX conversion has a negative effect on the accuracy.

The conversion of the Faster-RCNN model to a mobile model will be more complex. Prior to converting the model to TensorFlow Lite we have to specify the input shape. Otherwise the converter will set the input shape to a width and height of 1. To execute the TensorFlow Lite model of Faster-RCNN in Android studio we first have to specify the shapes of the output buffers, because the TensorFlow Lite converter also changes the output shapes to a width and height of 1. The PyTorch model can be converted to a language independent model but can't be optimized for mobile use because not all operations are supported. We solved this by implementing the not supported operations as an Android studio project. This method of implementing the not supported operations has a negative effect on the execution speed of the model. The operations of both frameworks are fully supported by ONNX with a minimum opset version of 11. For the Android studio implementation we see that there is a maximum file size for ONNX.

We can't find a YOLO model that is pretrained by PyTorch or TensorFlow, but we can find the pretrained YOLO weights. Those weights can be loaded in a model that we configured in TensorFlow or PyTorch. Like the Faster-RCNN model the input shape must be confined in TensorFlow before we convert to TFLite, otherwise de input shapes wil be set to 1. This model can be converted to TFLite without any problems. The output shapes of the converted model will be correct and the model can be implemented in Android studio without additional configurations for the outputbuffers. The PyTorch model couldn't be converted because of the way the weight are loaded. When the YOLO PyTorch model is converted to a model compatibel with a mobile environment the output is always the same. Because of the file size of YOLO model the ONNX model is to large to be implemented in Android studio.

We conlude that TensorFlow supports the most operations for mobile use, but PyTorch mobile is still in its beta phase. We can expect that more operations wil be added to PyTorch. It is obvious that

PyTorch wants these operations for android studio because there is already a library for Android studio. However, this library doesn't combine well with the other PyTorch imports for Android studio. Conversion to TensorFlow Lite and Pytorch mobile has little to no effect on the accuracy. Only the ResNet50 conversion to ONNX has a negative effect on the accuracy. ONNX is compatibel with all the operations we encountered. Although most of the operations are supported since opset version 1, a part of them are only fully supported in later opset versions. The file sizes of the models are still a problem. This is observed for the ONNX Android implementation for Faster-RCNN, where we get an error that there is not enough memory for execution. A possible solution for this problem can be the quantisation and weight sharing method which should be subject to further studies.

Abstract

Deep learning wordt steeds meer gebruikt om beeldverwerkingsproblemen zoals **herkennings-systemen** en **detectiesystemen** op te lossen. Via neurale netwerken kunnen we met meer en betere features werken om de afbeeldingen te analyseren. Veel van deze modellen hebben echter behoorlijk wat rekenkracht en geheugen nodig om te werken. Om deze reden wordt bij veel huidige mobiele toepassingen het deep learning model uitgevoerd in de cloud. Hierdoor kan de mobiele toepassing echter niet werken zonder een internetconnectie. Een ander probleem is dat veel operaties die een bestaand model uitvoert niet compatibel zijn met de **mobiele omgeving** waar we het model willen gebruiken. Een veel gebruikte taal voor het ontwerpen en trainen van neurale netwerken is Python. Deze modellen worden in een Python omgeving uitgevoerd terwijl Android studio applicaties in een Java omgeving worden uitgevoerd. Het doel van deze masterproef is het onderzoeken van de **compatibiliteit** tussen de operaties van een **bestaand neuraal netwerk** in zijn originele omgeving en een mobiele omgeving, zodat een bestaand en complex deep learning model geïmplementeerd kan worden op een mobiel apparaat met zo min mogelijk effect op de accuraatheid.

We gaan deze compatibiliteit onderzoeken voor de ResNet50, YOLO en Faster-RCNN architectuur. We vertrekken van bestaande architecturen die ontworpen en getraind zijn in het TensorFlow en PyTorch framework. Deze twee frameworks hebben elk een eigen methode om het model te converteren naar een taalonafhankelijk model. We stellen vast dat TensorFlow de meeste operaties ondersteund voor een Android studio implementatie. De PyTorch bibliotheek voor Android studio bevat minder operaties dan TensorFlow maar voert zijn operaties wel sneller uit. PyTorch moet zijn niet ondersteunde operaties op een alternatieve manier importeren in Android studio. Uiteindelijk zijn de drie architecturen implementeerbaar in Android studio met weinig of geen effect op de accuraatheid.

Deep learning is used more and more for vision applications like **image recognition** and **object detection**. With neural networks we are able to extract more and beter features from images. Many of these neural networks require a lot of memory and computing power to extract those features. Therefore, many mobile applications exists where the neural network is executed in the cloud. In addition, by developing deep learning applications this way an internet connection is always required. Furthermore, the operations of an existing neural network are often not compatibel with the **mobile environment** where the application is executed. A coding language often used for designing and training neural networks is Python. Consequently these neural networks are designed to be executed in a Python environment, while Android studio applications are executed in a Java environment. The purpose of this thesis is to research the **compatibility** between operations of an **existing neural network** in its original environment and a mobile environment. So we can implement complex neural networks on a mobile device with a minimal effect on its accuracy. We will study this implementation for recognition systems and detection systems.

Futhermore we will study the compatibility for the ResNet50, Faster-RCNN and the YOLO architecture. Initially we will study existing neural networks designed and trained in the TensorFlow and PyTorch framework. Each framework has its own method to convert a neural network to a language independent version. Thereafter we demonstrate that TensorFlow supports the most operations for an Android studio implementation. While PyTorch supports less operations, it executes the supported operations faster. PyTorch has to import its not supported operations with an alternate method in Android studio. Eventuay al three architectures are executable in Android studio with a minimal effect on the accuracy.

Inhoudsopgave

Lijst van figuren

Lijst van tabellen

Lijst van afkortingen

AI	Artificiële intelligentie
API	Application programing interface
CNN	Convolutional Neural Network
CPU	Central Processing Unit
DSP	Digital Signal Processor
GPU	Graphics Processing Unit
NNAPI	Neural Network API
NPU	Neural Processing Unit
ONNX	Open Neural Network Exange
Opset	Operation Set
RCNN	Region Based Convolutional Network
ReLu	Rectified Linear Unit
RoIs	Region of Intrests
RPN	Region Proposal Network
SVM	Support Vector Machine
SSD	Single Shot Detection
TFLite	TensorFlow Lite
YOLO	You Only Look Once
IoU	Intersection of Union
mAP	mean Average Precision
CLI	Command Line Interface

Hoofdstuk 1

Situering en doelstelling

1.1 Situering

Tegenwoordig wordt deep learning steeds meer en meer gebruikt om beeldverwerkingsproblemen op te lossen. Via neurale netwerken kunnen we met meer en betere features werken om de afbeeldingen te analyseren. Veel van deze modellen hebben echter behoorlijk wat rekenkracht en geheugen nodig om te werken. Bovendien is er steeds meer interesse naar real-time toepassingen waarvan het resultaat zo snel mogelijk beschikbaar moet zijn. Een voorbeeld hiervan zijn zelfrijdende auto's. Een zelfrijdende auto moet kunnen stoppen voor een persoon die de weg oversteekt. Hierbij moet zo snel en accuraat mogelijk een persoon herkend worden zodat de auto op tijd kan stoppen. Dit wordt moeilijk bij toepassingen waarbij de foto eerst genomen moet worden en vervolgens door een computer geanalyseerd moet worden. Dit probleem zou nog groter worden wanneer de computer zich op een andere locatie bevindt. Waardoor we de afbeelding over een internet connectie moeten communiceren. Dit is omdat huidige herkenningsystemen en detectiesystemen veel rekenwerk en geheugen vragen, het volgende voorbeeld is een mogelijke use-case (figuur :1.1).

Figuur 1.1: Use-case om verschillende producten in winkelrekken te herkennen.

Het automatisch detecteren en herkennen van producten in de rekken van een supermarkt heeft veel interessante real-time toepassingen. Het kan slechtzienden helpen om snel de producten te vinden die ze nodig hebben. Het winkelmanagement kan zo een real-time status krijgen van de inventaris op de winkelrekken. Er kan ook nagekeken worden of de producten staan waar ze horen te staan in de rekken. Eerdere studies hebben reeds het potentieel van diep neurale netwerken laten zien voor deze taken. Achter het neuraal netwerk van deze toepassing zit echter

veel complex rekenwerk en vereisten voor het geheugen. Deze beperkingen zorgen voor een groot struikelblok voor real-life toepassingen. Het zou namelijk handig zijn dat het neuraal netwerk kan worden uitgevoerd op een smartphone. De voornaamste manier om zware neurale netwerken uit te voeren op een smartphone is door het neuraal netwerk uit te voeren op een server zoals de cloud. Een internet connectie is nodig om data naar de cloud te sturen en van de cloud te ontvangen. Door het neuraal netwerk op een smartphone uit te voeren is er geen nood meer aan een internet connectie. Dit zorgt ook voor een lagere respons tijd omdat de applicatie niet meer moet wachten op het antwoord van het neuraal netwerk dat in de cloud wordt uitgevoerd. De data blijft zo op de smartphone en wordt niet over het internet gecommuniceerd wat zorgt voor een betere privacy en veiligheid. In deze masterproef onderzoeken we hoe een bestaand neuraal netwerk kan worden aangepast, zodat dit bruikbaar is voor een mobiele implementatie.

1.2 Probleemstelling

Mobiele apparaten zijn kleine toestellen met een beperkt geheugen en een beperkte rekenkracht. In deze masterproef wordt er onderzocht we het rekenwerk kunnen beperken zodat het resultaat real-time geleverd kan worden. We gaan ook onderzoeken hoe alle data efficiënt kan worden opgeslagen op het toestel. Ook zijn niet alle operaties van het neuraal netwerk compatibel met de hardware en software van het mobiele toestel en de applicatie.

Bij deze masterproef willen we van een neuraal netwerk dat in een bepaald framework gemodelleerd en getraind is gaan naar een mobiele implementatie. Zo wordt er voor een aantal verschillende frameworks onderzocht op welke manieren deze naar een mobiele implementatie kunnen gaan. Bovendien zullen we per framework de omzetting naar mobiele implementatie voor verschillende CNN-architecturen onderzoeken. Vervolgens zal er ook gekeken worden naar verdere optimalisaties voor herkenningssystemen en detectiesystemen. Het uiteindelijke doel is een prototype ontwikkelen dat een bestaand herkenningsnetwerk en detectienetwerk implementeert op een mobiel apparaat. Bij dit prototype is dan het rekenwerk en de geheugen vereisten geminimaliseerd zonder een groot effect te hebben op de accuraatheid van het model.

In deze masterproef zal het vooral gaan over het vervangen van operaties in het neuraal netwerk die compatibel zijn met de omgeving waar de mobiele applicatie wordt uitgevoerd. We gaan ervan uit dat in deze masterproef het model van het neuraal netwerk reeds gemodelleerd en getraind is.

1.3 Doelstellingen

Het doel van deze masterproef is het onderzoeken van de compatibiliteit tussen de operaties van een bestaand neuraal netwerk in zijn originele omgeving en een mobiele omgeving. Zodat een bestaand en complex deep learning model geïmplementeert kan worden op een mobiel apparaat met zo min mogelijk effect op de accuraatheid. Dit gebeurt aan de hand van de volgende stappen:

- Het bespreken van een deep learning herkenningssysteem en detectiesysteem.

- Bespreken van frameworks/bibliotheken waarin het basismodel ontwikkeld kan worden.
- Bespreken van frameworks, compatibiliteit tussen frameworks en optimalisatietechnieken die ervoor kunnen zorgen dat bestaande modellen mogelijk kunnen uitgevoerd worden op een mobiel apparaat.
- De gevonden technieken testen en analyseren voor verschillende frameworks en neurale netwerken met als doel een werkend prototype te ontwikkelen.

Hoofdstuk 2

Herkenning en Detectie Algemeen

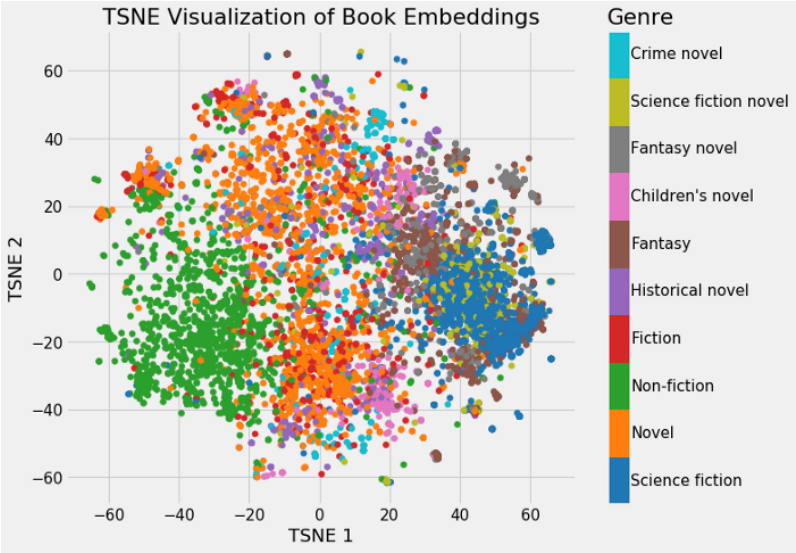
2.1 Deep learning-gebaseerde herkenningssystemen

Herkenningssystemen voorspellen wat de identiteit is van een afbeelding. Dit is het herkennen van objecten in digitale afbeeldingen zonder deze te lokaliseren of aan te duiden. Bij herkenningssystemen is er geen of weinig overlap tussen de trainingsafbeeldingen en de inputafbeeldingen. Bijvoorbeeld bij gezichtsherkenning wordt er een algemeen herkenningssysteem ontworpen dat gezichten herkent, en niet een systeem dat elk individueel gezicht herkent. Voor een herkenningssysteem is er een goed getraind neuraal netwerk nodig dat een input afbeelding omzet in features. Er moet een database zijn met daarin de gegevens van de objecten die men wil herkennen. Vervolgens is er ook een methode nodig om features van het neuraal netwerk te vergelijken met de gegevens in de database om het juiste object te herkennen.

2.1.1 Herkenning

Wanneer er een getraind neuraal netwerk aanwezig is kan er een herkenningssysteem ontwikkeld worden. Als men een bepaald object in een afbeelding wil herkennen gaat men met behulp van een neuraal netwerk de afbeelding omzetten in een embedding. Volgens Koehrsen (2018) zijn embeddings vectoren die kunnen worden vergeleken in een embedding space, waar gelijkaardige objecten dichter bij elkaar liggen. De embedding van de input afbeelding wordt vergeleken met de embeddings die zich in een galerij bevinden. Jiang et al. (2019) vermeldt dat met behulp van een query er gelijkaardige objecten uit de galerij gehaald kunnen worden om deze vervolgens te gaan vergelijken in een embedding space. Deze galerij is een database/verzameling met gekende embeddings/ID's van de objecten die men wil herkennen. Een query is een embedding van de input waarvan het label niet gekend is. Gelijkaardige embeddings kunnen gezocht worden via de nearest neighbour techniek. De nearest neighbour techniek vermeld in Ma et al. (2017) gaat in de embedding space kijken naar het K-aantal dichtste buren van een query. Het label dat het meest voorkomt tussen het K-aantal buren, zal dan ook het meest waarschijnlijke label zijn voor de query. Figuur 2.1 is een voorbeeld van een embedding space, een query is een punt in deze grafiek dat

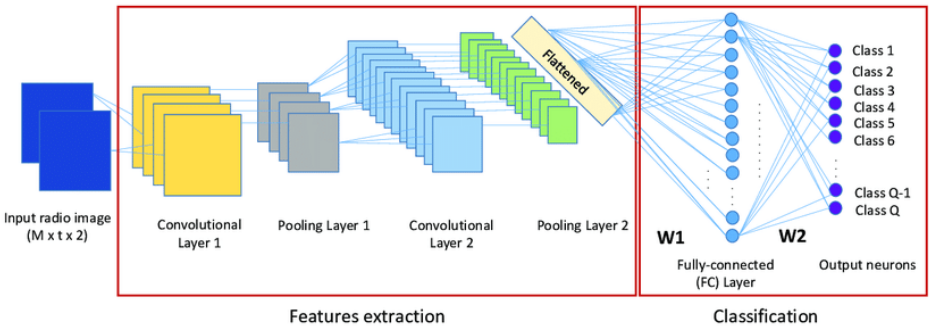
nog geen label heeft. Voor het herkennen van een afbeelding gaan we in de grafiek naar de K dichtsbijzijnde buren kijken van de query.



Figuur 2.1: Voorbeeld van embedding space voor boek genres.
Koehrsen (2018)

2.1.2 Convolutioneel neuraal netwerk (CNN)

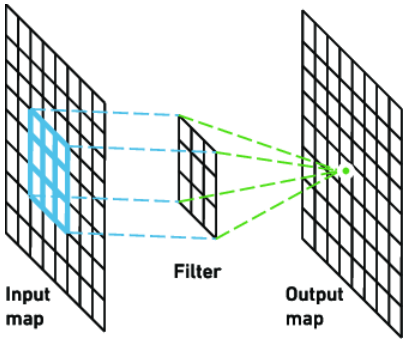
De belangrijkste bouwsteen van een herkenningssysteem is een getraind CNN. In deze paragraaf bespreken we het CNN en zijn verschillende bouwstenen beschreven door Jiang et al. (2019). Figuur 2.2 is een voorbeeld van een CNN en zijn verschillende onderdelen.



Figuur 2.2: CNN met twee convolutie lagen en twee pooling lagen en één fully-connected laag

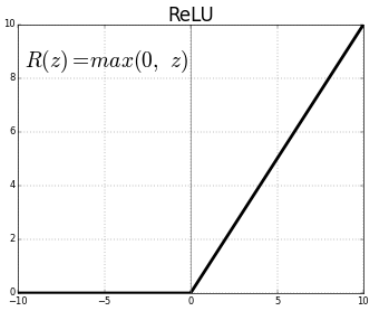
Het belangrijkste deel van een CNN zijn de convolutielagen (figuur 2.3). Bij een convolutielaag wordt een kernel/filter over de input geschoven om features te bepalen. Een kernel bestaat uit een set van waardes die we gewichten noemen. Op elke plaats waar deze kernel voorbijkomt vermenigvuldigen we de gewichten met de input. Deze actie wordt de convolutie genoemd. Alle pixels binnen het veld van de kernel worden gereduceerd tot een enkele waarde. De convoluties

zijn zeer efficiënt om visuele informatie uit de input te halen. Convolutielagen leren verschillende features door meerdere kernels in parallel uit te voeren per convolutielaag. Dit zorgt ervoor dat de matrices met featuremappen per kernel steeds kleiner worden maar ook dieper worden. Een andere factor van een convolutie laag is de stride. Deze waarde geeft aan met hoeveel pixels de kernel telkens moet doorschuiven. Als de stride één is dan schuift de kernel steeds op met één pixel en als de stride drie is dan schuift de kernel op met drie pixels. Stride één zorgt voor meer features per featuremap, maar maakt het CNN trager omdat er meer bewerkingen moeten worden uitgevoerd. Een CNN bestaat uit een opeenvolging van een aantal convolutielagen die steeds meer high-level features extraheren. Hoe meer convolutielagen een netwerk telt hoe meer features er uit de input worden gehaald, maar hoe trager het netwerk is.



Figuur 2.3: Convolutielaag waarbij de input vermenigvuldigd wordt met een kernel. De vermenigvuldigde inputwaardes worden vervolgens herleid tot een enkele waarde. Vervolgens zal de filter opschuiven en opnieuw deze actie uitvoeren.

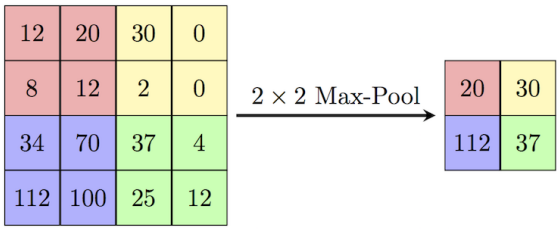
Na elke convolutielaag komt een niet lineaire activatie functie. De niet lineare activatie functie zorgt ervoor dat het CNN niet herleid kan worden tot één convolultielaag die geen high-level features kan extraheren. De meest gebruikte functie hiervoor is de rectified linear unit (ReLu) (figuur 2.4). De ReLu wordt vaak gebruikt omdat deze veel sneller wordt uitgevoerd dan andere activatie functies zoals Sigmoid en Tangens hyperbolicus (Krizhevsky et al. (2017)). De ReLu kan exact 0 weergeven en ziet er lineair uit. Max(0,x) is de ReLu bewerking, dus er wordt verdergegaan met 0 of de input waarde.



Figuur 2.4: ReLu, waarbij het maximum wordt genomen van 0 en de input waarde.

Een volgende bouwsteen is de poolinglaag. Deze laag vermindert het aantal features per feature

map. De meest voorkomende methode is max-pooling weergegeven in figuur 2.5 waarbij er verder wordt gegaan met de maximum waarde in een bepaalde regio. Het doel van een poolinglaag is om het aantal parameters te verminderen en zo ook het rekenwerk te verminderen. Er kan ook gebruik gemaakt worden van avarage pooling waarbij er verder wordt gegaan met de gemiddelde waarde van een regio. Er is ook minimal pooling waarbij er verder wordt gegaan met de minimum waarde.



Figuur 2.5: Maxpooling waarbij er verder wordt gegaan met de maximum waarde in een 2x2 regio.

Op het einde van elk CNN volgen er meestal één of meerdere fully connected lagen. Deze lagen connecteren elke input van één laag met elke activatie eenheid van de volgende laag, dit is weergegeven in het classificatie gedeelte van figuur 2.2. Dit zorgt voor meer parameters en meer rekenwerk, maar ook voor meer features. Door het extra rekenwerk vormen deze lagen een vertragende factor. De fully connected lagen zorgen voor een classificatie op basis van de features van de convolutie lagen.

2.1.3 Trainen van een CNN

Het trainen van een CNN bestaat uit het leveren van veel afbeeldingen met labels aan het netwerk. Op basis van het resultaat van deze voorbeelden worden de gewichten van de kernels telkens aangepast. Zo levert het CNN steeds een beter resultaat.

Tijdens het trainen van een CNN nemen we een groep met trainingsafbeeldingen en geven we deze als input aan het CNN. Het CNN geeft een voorspelling van deze trainingsafbeelding. Vervolgens vergelijken we de voorspelling met de label van de trainingsafbeelding. Per groep trainingsafbeeldingen wordt er via een loss functie het verschil tussen de voorspelde waarde en de werkelijke waarde berekend. De loss functie geeft de error van de voorspelling weer tijdens het trainen van een neuraal netwerk. Als al de groepen met trainingsafbeeldingen één keer zijn gebruikt als trainingsinput dan is er één epoch voltooid. Zo kan het CNN X-aantal epochs uitvoeren waarbij de trainingsafbeelding X-aantal keer door het CNN worden verwerkt.

De stochastic gradient descent is een techniek die men gebruikt om de loss van het CNN te minimaliseren. Hierbij wordt op basis van de loss functie de gradiënt voor elk gewicht berekend door de afgeleide te nemen van de loss naar dit gewicht.

$$\text{gradient} = \frac{\partial \text{loss}}{\partial \text{gewicht}} \tag{2.1}$$

Via de berekende gradiënten kunnen we nu de gewichten aanpassen zodat de loss geminimaliseerd wordt. We kunnen de factor waarmee we de gewichten aanpassen beïnvloeden met de

learning rate. De learning rate is een factor die aangeeft hoe groot de stap moet zijn waarmee de gewichten worden aangepast.

$$\text{gewicht} = \text{oud\_gewicht} - (\text{learning rate} * \text{gradient}) \tag{2.2}$$

Hoe kleiner de learning rate hoe langer het trainen van een CNN duurt. Een te grote learning rate kan echter resulteren in een slecht getraind netwerk, omdat de veranderingen op de gewichten dan te groot zijn om een beter resultaat te krijgen.

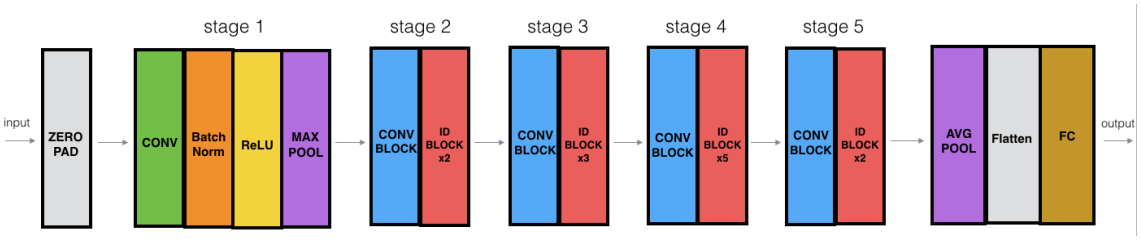
2.1.4 Transfer Learning

Bij transfer learning (Geiger et al. (2013)) wordt er verder gebouwd op een model dat reeds getraind is. Hierbij maakt men gebruik van een basismodel waarvan de toepassing gerelateerd is aan de gewenste toepassing. Bijvoorbeeld een model waarmee we dieren kunnen herkennen gebruiken we als basis voor een model dat hondenrassen herkent. Op dit basismodel kan er verder getraind worden met een dataset specifiek voor de gewenste toepassing. Deze dataset kan veel kleiner zijn dan een dataset die nodig is om een nieuw model te trainen. Het trainen van een nieuw CNN kan soms weken duren. Via transfer learning kan de trainingsperiode met een grote factor gereduceerd worden. Deze methode gebruiken we voornamelijk om een 'nieuw' model te trainen vanwege de kleinere trainingsdataset en kortere trainingstijd.

2.1.5 ResNet50

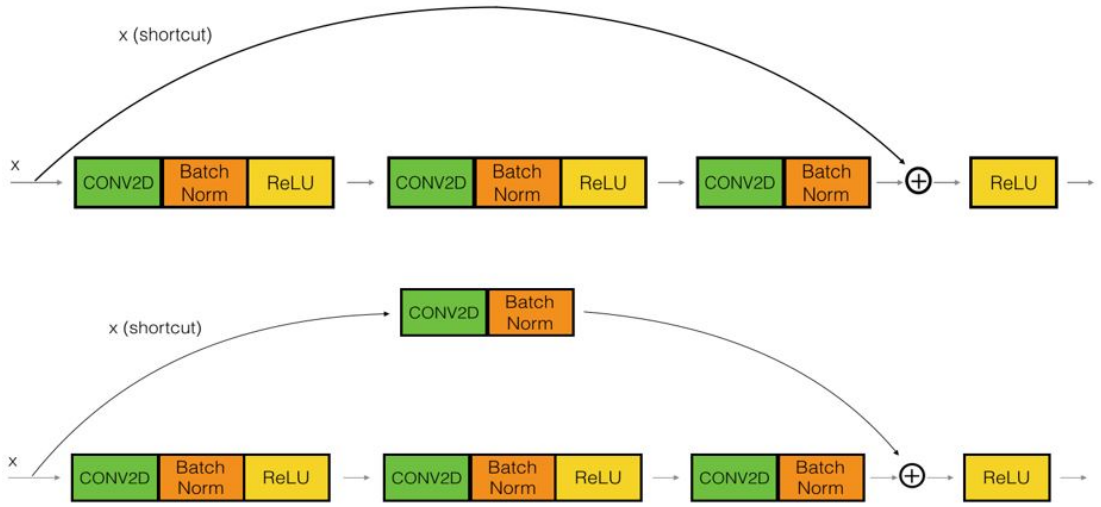
Het herkenningsnetwerk dat we willen implementeren in deze masterproef is de ResNet50 architectuur. He et al. (2015) hebben vastgesteld dat als het aantal lagen van een CNN toeneemt dat op een bepaald moment de training accuraatheid daalt. In paragraaf 2.1.3 hebben we besproken hoe we de gradiënt kunnen berekenen tijdens het trainen van een CNN. Voor elke laag in het CNN moet de gradiënt opnieuw berekend worden door telkens opnieuw de afgeleide te berekenen. Hierdoor wordt de gradient steeds kleiner en kleiner tot deze een minimum bereikt. Waardoor de gewichten in de eerste lagen zich heel traag aanpassen of zelfs niet meer veranderen. He et al. (2015) die dit probleem hebben vastgesteld hebben dit opgelost door gebruik te maken van skip connections. Hierbij wordt de input van een laag rechtstreeks met een volgende laag geconnecteerd die x aantal lagen verder ligt. Op deze manier worden de gradiënten per laag niet meer kleiner. De ResNet50 architectuur bestaat uit 50 convoluties en is opgebouwd uit ResNet blokken die bestaan uit 3 convolutie lagen en 1 skip connection.

In figuur 2.6 is het standaard ResNet50 netwerk te zien. In deze figuur kunnen we de voornaamste operaties terug vinden die in het netwerk gebruikt worden. Ook vinden we in deze architectuur twee verschillende ResNet blokken terug: de ID-blok en de convolutie blok. In figuur 2.7 zien we de twee verschillende blokken en hun operaties weergegeven. De bovenste blok is de ID-blok, dit is de standaard ResNet50 blok waarbij de input en output dimensies gelijk zijn. De onderste blok in deze afbeelding is het convolutieblok waarbij twee extra operaties worden uitgevoerd tijdens de



Figuur 2.6: ResNet50 architectuur met de al de operaties. Ook zijn er 2 verschillende ResNet blokken terug te vinden het convolutieblok en het ID-blok.

skip connections. Deze twee extra operaties zijn nodig als de input en output dimensies van het ResNet50 blok verschillend zijn.



Figuur 2.7: De bovenste blok is de ID blok van de ResNet50 architectuur. De onderste is de Convolutieblok van de ResNet50 architectuur

2.2 Deep learning-gebaseerde detector

Objectdetectie is het lokaliseren en classificeren van objecten in een afbeelding, waarbij de objecten aangeduid worden met een bounding box. Een bounding box is een kader die rond een object wordt getekend. De klassieke versie van objectdetectie is de sliding window benadering. Waarbij een venster met vaste grootte over de afbeelding schuift en telkens de gegevens binnen het venster analyseert. Momenteel kan objectdetectie worden opgedeeld in twee methodes: de single-stage detector en de two-stage detector.

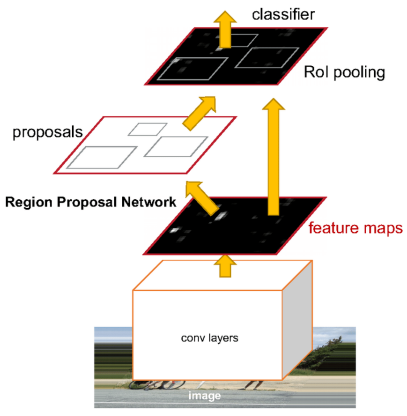
2.2.1 Two-stage detector

Two stage detectoren focussen op accuraatheid ten koste van de uitvoeringssnelheid. Zoals de naam zegt bestaat deze methode uit twee niveaus. In het eerste niveau worden er Regions of Intrest (RoIs) gecreëerd. Dit is het filteren van regio's waarbij de kans groot is dat deze een object bevatten. Het tweede deel classificeert en verfijnt de lokalisatie van de RoIs die in het eerste deel gecreëerd werden.

De voornaamste two-stage detector is de Faster R-CNN detector Ren et al. (2016). Hierbij wordt via een CNN, die de backbone wordt genoemd, eerst de features uit de afbeelding gehaald. Deze backbone is meestal een standaard herkenningsnetwerk zoals ResNet50 maar dan zonder de classificatielagen.

Vervolgens wordt er gebruik gemaakt van een Region Proposal Network (RPN) weergegeven in figuur 2.8. Het RPN is een volledig convolutioneel netwerk dat regio's uit de afbeelding filtert waar de kans groot is dat er objecten opstaan. Per input geeft het RPN een set van regio's als output. Elk van deze regio's heeft een objectness score wat aangeeft in welke mate de regio een object bevat. Om een region proposal te genereren wordt het RPN over de feature map geschoven dat gegenereerd is door de backbone. Op elke sliding window locatie van het RPN worden er meerdere regio voorspellingen gedaan. Deze voorspelling doet het RPN door verschillende anchor boxes te evalueren per sliding window locatie. Anchor boxes zijn een vooraf gedefiniëerde set van bounding boxes met drie verschillende vormen in drie verschillende schalen. Via de non-maxima supression methode zorgen we ervoor dat er maar één anchor box overblijft van de overlappende anchor boxes. Deze techniek houdt enkel de anchor box over met de beste voorspelling en onderdrukt de rest van de anchor boxes.

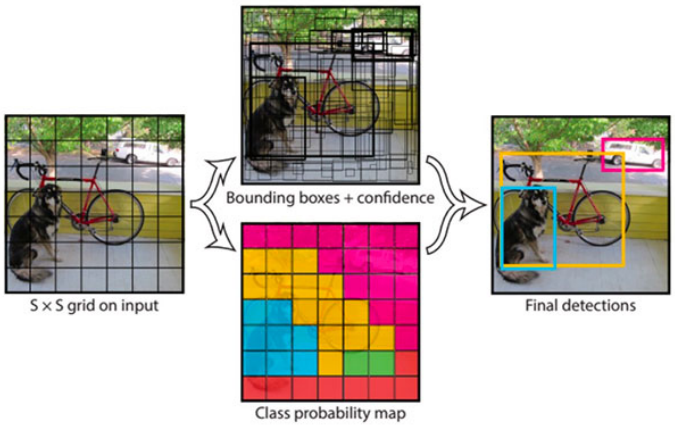
Na het RPN komt de RoI Pooling laag. Deze laag gebruikt max-pooling om de feature map van elke RoI om te zetten naar een feature map met vaste grootte. Elk van deze features gaat door een set van fully connected lagen die twee lagen als output heeft. Een softmax laag die de klasse voorspelt en een bounding box regressie laag die de bounding box voorspelt.



Figuur 2.8: Faster R-CNN

2.2.2 One-stage detector

Bij one-stage detectoren gebeurt objectdetectie in één keer. Dus er is geen region proposal niveau meer zoals bij de two-stage detector. Deze detectoren gebruiken minder geheugen en rekenkracht dan two-stage detectoren. Maar deze detectoren kunnen in nauwkeurigheid verliezen t.o.v. two-stage detectoren. Deze detectoren zijn zeer geschikt om gebruikt te worden op mobiele apparaten, omdat deze detectoren sneller zijn en minder geheugen nodig hebben. Twee veel gebruikte technieken van one-stage detectie zijn: You Only Look Once (YOLO) en Single Shot Detection (SSD).



Figuur 2.9: YOLO waarbij de input is opgedeeld in een S x S rooster. En waarbij bounding box voorspellingen zijn gedaan.

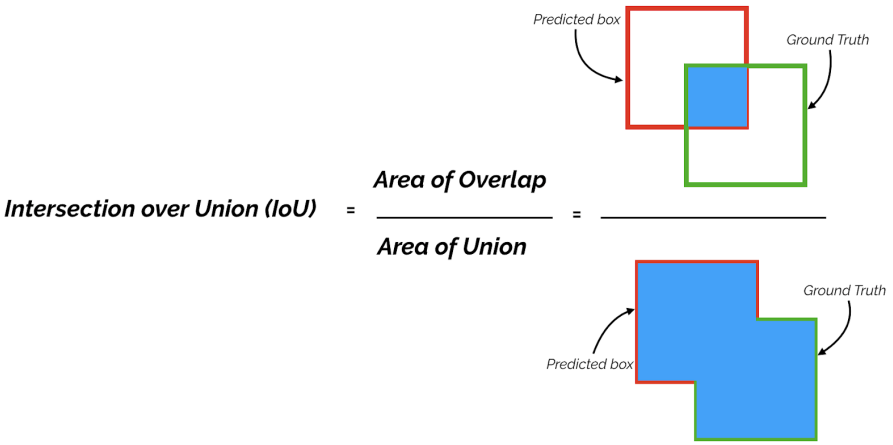
YOLO Redmon et al. (2016) verdeelt de afbeelding in een S x S rooster zoals in figuur 2.9 te zien is. De cel waarin het middelpunt van het object valt is verantwoordelijk voor de object detectie. Elke cel zal bounding boxes voorspellen en een zekerheid score bepalen voor elke bounding box. Deze score geeft aan hoe zeker het model is dat een bepaalde bounding box een object bevat. Elke cel in het rooster kan meerdere bounding boxes voorspellen. Per cel wordt ook de klasse van het object voorspelt.

De YOLO detector kan voor elke cel meerdere bounding boxen voorspellen voor een enkel object. Om één bounding box per object te krijgen zullen we eerst alle bounding boxen waarvan de score onder een bepaalde drempel ligt moeten verwijderen. Vervolgens passen we Non-maxima supression toe om de overbodige bounding boxen te verwijderen. Zoals de naam van de techniek zegt, worden bounding boxen die niet maximaal zijn onderdrukt. Op deze manier blijft enkel de optimale bounding box over.

2.2.3 Mean avarage precision (mAP)

Mean average precision is een evaluatie eenheid die gebruikt wordt om object detectoren te evalueren. Bij deze evaluatiemethode gaan we de voorspelde bounding boxes en de classificatie evalueren. Hierbij gaan we de precision en de recall bereken op basis van de Intersection of Union (IoU). Bij de IoU bereken we de overlap tussen de voorspelde bounding box en de ground truth

bounding box. De ground truth bounding box is de output die we verwachten na het uitvoeren van het object detectie model. In figuur: 2.10 wordt weergegeven hoe we de IoU berekenen.



Figuur 2.10: In deze afbeelding kunnen we zien hoe de overlap/IoU wordt berekend

Via de volgende formules kunnen we dan de precision en recall gaan berekenen.

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP}+\text{FP})} \qquad \text{Recall} = \frac{\text{TP}}{(\text{TP}+\text{FN})} \tag{2.3}$$

Waarbij:

- TP (True Positive): wanneer IoU $>$treshold en de classificatie is correct.
- FP (False Positive): wanneer IoU $>$treshold en er is een foute classificatie of omgekeerd. Een voorspelling is ook FP wanneer het object meerdere keren is voorspelt.
- FN (False Negative): Wanneer er geen object is voorspelt terwijl er wel één is.

Met deze gegevens kunnen we de Precision/Recall grafiek tekenen. De oppervlakte onder deze grafiek vormt de mAP. Om de mAP van de detectiesystemen te evalueren gaan we gebruiken maken van de Brambox tool EAVISE (2020).

Hoofdstuk 3

Implementatie van herkenning en detectie op een mobiel platform

Dit hoofdstuk gaat over het implementeren van deep learning herkenningssystemen en detectiesystemen op een mobiel platform. Bij het uitvoeren van een neuraal netwerk op een mobiel apparaat zal men rekening moeten houden met gelimiteerde rekenkracht en het beschikbaar geheugen. Het uitvoeren van de vele berekeningen en geheugen operaties zal ook invloed hebben op de batterij van het mobiele toestel. Ook zullen we de operaties van het detectie systeem moeten vervangen door operaties die compatibel zijn met de mobiele omgeving. Eerst zullen we een aantal frameworks bespreken waarmee we neurale netwerken kunnen ontwerpen, trainen en deployen. Dan gaan we een aantal frameworks bespreken die specifiek ontworpen zijn voor mobiele implementaties. Als laatste gaan we een aantal optimalisatietechnieken bespreken waarmee we het neurale netwerk verder kunnen optimaliseren. Er zal voornamelijk gefocust worden op Android implementaties.

3.1 Frameworks

Om machine learning modellen te ontwerpen en te trainen kan er gebruik gemaakt worden van frameworks. Deze frameworks geven de programmeur een set van tools die hem in staat stelt om op een overzichtelijke en flexibele manier deep learning modellen te ontwerpen en te trainen. TensorFlow (Abadi et al. (2016)) en PyTorch (Li et al. (2020)) zijn de twee voornaamste frameworks om neurale netwerken te ontwerpen. Veel van de tools en bibliotheken die we gebruiken om complexere herkenningssystemen en detectiesystemen te ontwerpen worden bovenop deze frameworks gebruikt. Vanwege hun populariteit gaan we de twee frameworks bespreken en gaan we kijken welke mogelijkheden elk framework heeft.

3.1.1 TensorFlow

TensorFlow (Abadi et al. (2016)) is ontworpen door Google en is een open source framework voor machine learning implementaties dat focust op het ontwerpen, trainen en deployen van neurale netwerken. Ook ondersteunt TensorFlow meerdere programmeertalen zoals: Python, Java en C.

Door de introductie van de Keras API (Chollet et al. (2015)) is TensorFlow meer gebruiksvriendelijk. Keras is een framework dat in combinatie TensorFlow gebruikt kan worden en waarmee we machine learning modellen kunnen ontwerpen op een overzichtelijke manier. Het idee van Keras is om zo snel mogelijk van een idee naar een toepassing te gaan. Zo heeft TensorFlow een gebruiksvriendelijk API voor eenvoudige projecten en meer uitgebreide tools voor complexe projecten. Ondertussen is Keras geïntegreerd met het TensorFlow framework.

De TensorFlow Object Detection API (Abadi et al. (2015)) is een open source framework dat bovenop TensorFlow werkt. Het maakt het voor de programmeur eenvoudiger om detectiemodellen te ontwerpen en te trainen. Deze API voorziet een set van meer dan 40 modellen voorgetraind op de COCO dataset waarop de programmeur verder kan bouwen. De COCO dataset is een grote dataset voor objectdetectie en segmentatie gepubliceerd door Microsoft (Lin et al. (2015)). De API heeft voorgetrainde detectiemodellen van de volgende architecturen: CenterNet (Duan et al. (2019)) RetinaNet (Lin et al. (2018)), EfficientDet (Tan et al. (2020)), SSD (Liu et al. (2016)) en Faster-RCNN (Ren et al. (2016)).

3.1.2 PyTorch

PyTorch (Li et al. (2020)) is ontworpen door Facebook en wordt zoals TensorFlow ook gebruikt oor het onwerpen, trainen en deployen van machine learning modellen.. Dit is een Python gebaseerd framework dat focust op flexibiliteit. Door zijn flexibiliteit is het eenvoudig om nieuwe functionaliteiten toe te voegen door bestaande code aan te passen of nieuwe code toe te voegen.

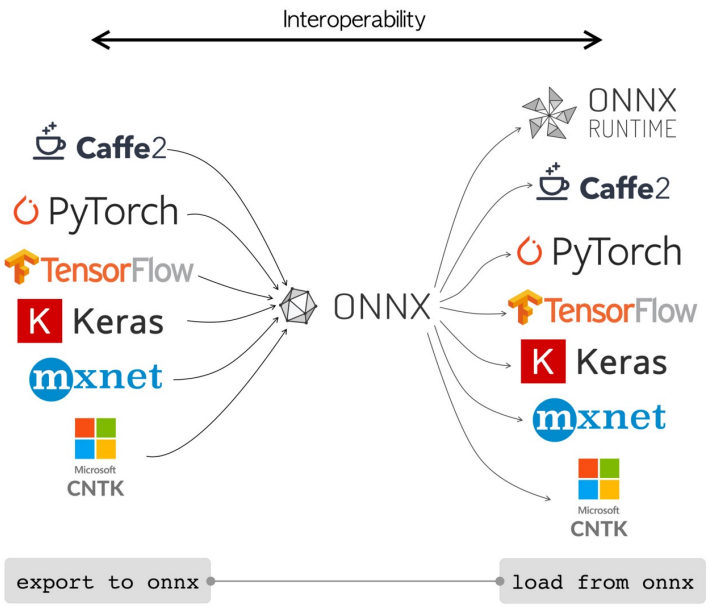
Via de Torchvision bibliotheek (Paszke et al. (2017)) die deel uitmaakt van het PyTorch project, heeft de programmeur toegang tot een set van hulpmiddelen om een deep learning model op te bouwen. Torchvision bevat populaire datasets, netwerk architecturen en technieken voor afbeelding transformaties. Voor objectdetectie biedt Torchvision ondersteuning voor de Faster-RCNN (Ren et al. (2016)), RetinaNet (Lin et al. (2018)), SSD (Liu et al. (2016)) en SSDlite (Sandler et al. (2019)) architecturen. Van deze architecturen zijn er een aantal voorgetrainde modellen terug te vinden in de Torchvision bibliotheek. Via transfer learning is de programmeur dan in staat om een eigen detectiemodel te trainen.

3.2 Open Neural Network Exange (ONNX)

ONNX (2017) biedt de mogelijkheid om een deep learning model te exporteren naar een ander framework. Hierbij converteren we een bestaand model naar een ONNX model. Dit model kan op zijn beurt geconverteerd worden naar het gewenste framework (figuur: 3.1). Volgens de website

van ONNX zijn er momenteel 23 frameworks die naar het ONNX framework geconverteerd kunnen worden, waaronder PyTorch en TensorFlow. Deze modellen kunnen we dan converteren naar een framework dat het model kan implementeren op een mobiel apparaat. Voor deze masterproef waarin een bestaand model ontworpen is in een bepaald framework, zal ONNX een belangrijke rol spelen. Op deze manier kunnen we een bestaand model implementeren met een framework dat mobiele implementatie ondersteunt.

ONNX definieert een aantal gemeenschappelijke sets van operaties en bouwblokken genaamd opsets. Deze opsets bevatten operaties die compatibel zijn met operaties van andere frameworks. Bij het converteren naar een ONNX model zullen de operaties die uitgevoerd worden in een bepaald framework vervangen worden door een ONNX equivalent gedefinieerd in een opsetversie. ONNX vernieuwt de opsets regelmatig, zo zal bij elke opsetversie de operaties worden aangepast waardoor er operaties bijkomen, wijzigen en wegvallen. Niet elk framework ondersteunt dezelfde opsetversie en dit zou tijdens het exporteren naar ONNX voor problemen kunnen zorgen. Dit is omdat een bepaalde operatie van een framework geen ONNX-equivalent zou kunnen hebben. Voor elke bibliotheek/framework is het aangeraden om dezelfde opsetversie te implementeren.



Figuur 3.1: Een weergave van de voornaamste frameworks die naar ONNX kunnen exporten en die een ONNX model kunnen importeren.

3.2.1 TensorFlow naar ONNX conversie

Om een TensorFlow model naar ONNX formaat te exporteren wordt er gebruik gemaakt van de tf2onnx bibliotheek (ONNX (2021)). Via het volgende commando kan via een CLI-programma de converteer functie worden opgeroepen uit de tf2onnx bibliotheek.

```
python -m tf2onnx.convert --saved-model <directory van opgeslagen model>
    --output <onnx output file> --opset <opsetversie>
```

De conversie van TensorFlow naar ONNX wordt voor opsetversie 9 tot 15 ondersteund en getest. Bij de conversie wordt opsetversie 9 standaard gebruikt. Voor een meer recente opsetversie moet de opsetversie specifiek worden meegegeven via bovestaande code met de optie '–opset'. In de Tf2onnx documentatie is een lijst terug te vinden met Tensorflow operaties die ONNX ondersteund. Als het TensorFlow model operaties bevat die niet herkend worden door onnxruntime, dan is het mogelijk om deze operaties mee te geven met de conversie functie. De TensorFlow naar ONNX conversie bestaat uit de volgende stappen:

- De converter verwacht een Protobuf bestand (Google (2021)) als input omdat de converter constante variabelen verwacht van het opgeslagen model. Protobuf is een serieel formaat dat platformonafhankelijk is.
- Het TenserFlow protobuf formaat wordt geconverteerd naar het ONNX protobuf formaat zonder rekening te houden met specifieke operaties.
- De converter identificeert operaties en vervangt deze met het ONNX equivalent.
- Er wordt gekeken naar specifieke operaties die niet automatisch zijn vervangen door een ONNX equivalent. Bijvoorbeeld operatie relu6 wordt niet door ONNX ondersteund, maar kan vervangen worden door verschillende ONNX operaties te combineren.
- Het huidige ONNX model wordt verder geoptimaliseerd door bijvoorbeeld operaties samen te voegen of onnuttige operaties te verwijderen.

3.2.2 PyTorch naar ONNX conversie

De tools om een PyTorch model te converteren naar een ONNX model maken standaard deel uit van PyTorch. Zo kan via de volgende lijn code kan in PyThon een PyTorch model geëxporteerd worden naar ONNX.

```
torch.onnx.export(model, args, 'test.onnx')
```

De verplichte inputs nodig voor het uitvoeren van deze functie zijn: het PyTorch model, een set van inputargumenten en een output bestand. De set van inputargumenten bestaat uit een lijst met voorbeeld inputs voor het PyTorch model. Bij het uitvoeren van `torch.onnx.export` zal de functie het model omzetten in een TorchScript model dat wordt besproken in paragraaf 3.3.3. Hierbij zal het model worden uitgevoerd en zullen al de uitgevoerde operaties bewaard worden. De inputargumenten meegegeven met de export functie zullen gebruikt worden als input voor de `jit.trace` of de `jit.script` functie die een TorchScript model genereren. De operaties van het TorchScript model zullen dan vervangen worden door hun ONNX equivalent. De PyTorch documentatie bevat een lijst met al de operaties die ondersteund worden voor het uitvoeren van de export functie naar ONNX.

Het is mogelijk om een operatie die niet in deze lijst staat toe te voegen aan de PyTorch bron code als de operatie wel ondersteund wordt door ONNX. Dit doen we door de operatie te registreren in de native_functions.yaml file die terug te vinden is in de volgende folder van de PyTorch bron code: pytorch/aten/src/ATen/native (PyTorch (2021)). Vervolgens moet in dezelfde folder de functie worden geschreven in een nieuw C++ bestand. In deze folder is ook meer informatie beschikbaar voor het toevoegen van niet ondersteunde operaties.

3.3 Frameworks voor mobiele implementatie

Er zijn een aantal frameworks die de programmeur de mogelijkheid geven om de operaties van een model te converteren naar operaties voor een mobiele omgeving. Ook zullen een aantal van deze frameworks de mogelijkheid geven om een model verder te optimaliseren voor mobiel gebruik. Deze frameworks hebben bovendien een API ter beschikking die het mogelijk maakt om het geconverteerd model te implementeren in een mobiele omgeving. We focussen op Android implementaties, maar de optie voor IOS zal ook vermeld worden. Niet elke framework voor mobiele implementatie voert dezelfde optimalisatietechnieken uit. Dus het converteren van het standaardmodel naar het mobiele model zal voor elk framework een ander resultaat geven. Sommige modellen zullen na het optimaliseren in een bepaald framework een kleinere bestandsgrootte hebben dan bij andere frameworks. Deze frameworks zullen een model importeren van PyTorch, TensorFlow of ONNX.

3.3.1 TensorFlow Lite (TFLite)

Voor mobiele implementatie biedt TensorFlow de mogelijkheid om een TFLite model te ontwerpen (Abadi et al. (2015)). De meeste detectiemodellen ontworpen met TensorFlow Object Detection API zijn niet bedoeld om op mobiele apparaten te werken. Maar TensorFlow Object Detection API heeft ondersteuning om SSD (Liu et al. (2016)) en EfficientDet (Tan et al. (2020)) architecturen te exporteren naar een TFLite model. TFLite zorgt ervoor dat de TensorFlow operaties worden geconverteerd naar TFLite operaties die bruikbaar zijn in een mobiele omgeving. Ook zal TFLite het model optimaliseren zodat de uitvoeringssnelheid en de bestandsgrootte verkleint. Deze modellen kunnen geïmplenteerd worden op zowel Android als IOS applicaties. Via de TFLite ObjectDetector API kunnen we TFLite detectiemodellen eenvoudig implementeren in Android studio. Het converteren kan eenvoudig worden uitgevoerd via de volgende lijnen code in Python.

```
import tensorflow as tf

converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_saved_model(saved_model_dir)
tflite_model = converter.convert()
```

De TFLiteConverter neemt een TensorFlow model als input en op basis van dit model wordt een converterobject gegenereerd. Het TFLite model is eigenlijk een geoptimaliseerde FlatBuffer (Google (2014)), deze kan herkend worden door de .tflite extensie. FlatBuffer is serialisatie biblio-

theek waarbij het object niet verpakt wordt en dus rechtsreeks uitleesbaar is voor verdere toepassingen. Omdat het FlatBuffer object rechtsreeks uitleesbaar is zorgt dit voor een optimale snelheid en een efficiënt geheugengebruik. Het FlatBuffer formaat is niet Python afhankelijk en is bruikbaar over verschillende platformen zoals: C, Java en Python. Tijdens de TFLite conversie worden er ook een aantal verdere optimalisaties uitgevoerd via Grappler (Abadi et al. (2015)) om het model kleiner en sneller te maken. Grappler is het standaard optimalisatie systeem van TensorFlow om automatisch het model te verbeteren. Grappler voert een heel aantal optimalisaties uit, de volgende technieken zijn enkele van de voornaamste Grappler optimalisaties:

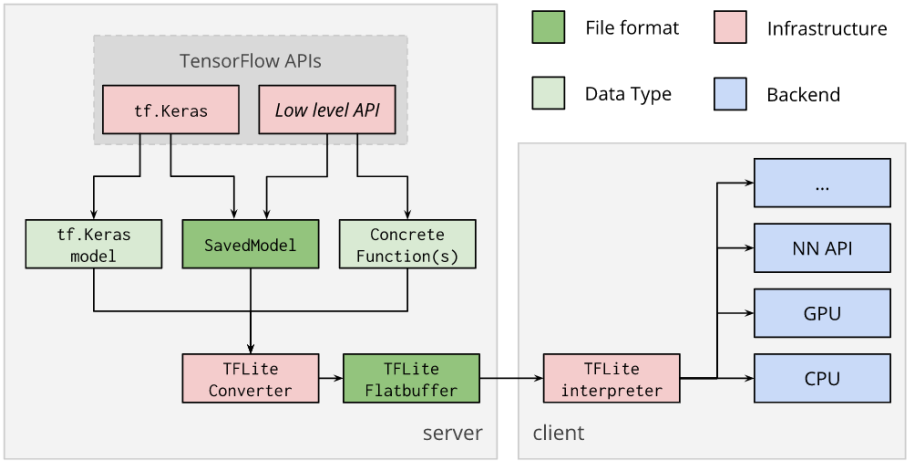
- Constant Folding optimizer: dit is het vervangen van operaties door constanten, bij operaties waarvan de waardes niet veranderen tijdens de uitvoering.
- Remapper optimizer: operaties in het model worden samengevoegd tot één operatie.
- Memory optimizer: dit analyseert het geheugengebruik van operaties in het model en voegt bij zwaar geheugengebruik swap operaties toe tussen CPU en GPU.
- Pruning optimizer: het verwijderen van operaties in het model die geen invloed hebben op de output.

De TFLite bibliotheek ondersteunt een gelimiteerd aantal operaties van de standaard TensorFlow operaties. Hierdoor is het mogelijk dat bij complexere modellen de TFLite conversie niet altijd succesvol is, omdat een bepaalde TensorFlow operatie geen TFLite tegenhanger heeft. De lijst met ondersteunde TFLite operaties is terug te vinden in de TFLite documentatie. Het is mogelijk om TensorFlow operaties te gebruiken die niet ondersteund worden door TFLite door dit mee te geven met de TFLiteConverter. Dit heeft als gevolg dat de TensorFlow Core bibliotheek mee geïmplementeerd moet worden waardoor de bestandsgrootte van de mobiele toepassing zal toenemen. Via volgende Python code kunnen we standaard TensorFlow operaties toevoegen aan het TFLite model.

```
converter.target_spec.supported_ops = [
  tf.lite.OpsSet.TFLITE_BUILTINS, # laat TFLite operaties toe.
  tf.lite.OpsSet.SELECT_TF_OPS # laat standaard TenserFlow operaties toe.
  ]
```

TFLite geeft ook de mogelijkheid om modellen te hertrainen via TFLite Model Maker (Abadi et al. (2015)). Hierbij kan er voor objectdetectie enkel gebruik gemaakt worden van een EfficientDet detector (Tan et al. (2020)). Als EfficienDet voldoet aan de nodige specificaties en het is voldoende om dit netwerk te hertrainen, dan geeft TFLite model maker de mogelijkheid om een TFLite model te hertrainen met een eigen dataset. Op deze manier kan de conversiestap overgeslagen worden.

Het framework geeft ook de mogelijkheid om TFLite model verder te verbeteren bovenop de grappler optimalisaties via hardwareaccelleraties en modeloptimalisaties. De modeloptimalisaties die TFLite ondersteunt zijn: weight pruning, kwantisatie en clustering. Deze drie optimalisaties maken deel uit van de Tensorflow Model Optimization Toolkit. In tegenstelling tot de Grappler optimalisaties kunnen deze drie methodes wel een duidelijk negatief effect hebben op de accuraatheid. Wat



Figuur 3.2: Implementatieflow van een TensorFlow model naar een mobiele implementatie. Aan de linker kant is te zien dat een TensorFlow model via de TFLite converter wordt omgezet in TFLite flatbuffer model. Het TFLite flatbuffer model kan vervolgens geïmplementeerd worden op een toestel waar het gebruik kan maken van verschillende hardware componenten

deze optimalisatietechnieken exact inhouden wordt later besproken in paragraaf 3.4. De kwantisatie optimalisatie kan als optie worden meegegeven aan de TFLiteConverter. Weight pruning en clustering moeten uitgevoerd worden voordat het model geconverteerd wordt naar TFLite.

De uitvoering van het TFLite model dat normaal op de CPU wordt uitgevoerd, kan versneld worden door gebruik te maken van verschillende hardwarecomponenten die op het toestel aanwezig zijn. Elk van deze hardwarecomponenten maakt gebruik van een eigen API waardoor er extra code moet worden geschreven specifiek voor elke hardwarecomponent. De TensorFlow Lite Delegate API (Abadi et al. (2015)) dient als een interface in de vorm van delegates voor deze componenten. TFLite ondersteunt meerdere delegates die kunnen geoptimaliseerd worden voor een specifiek platform. Voor Android kunnen we gebruik maken van de GPU delegate en de Neural Network API (NNAPI) delegate. De NNAPI (Android (2021)) is ontworpen om intensieve berekeningen uit te voeren op een Android apparaat. Deze API wordt aangeroepen door deep learning applicaties om gebruik te maken van de GPU, DSP of NPU. In figuur 3.2 is een algemene workflow te zien om van een TensorFlow model naar een mobiele implementatie te gaan.

3.3.2 TensorFlow.js

TensorFlow biedt ook de mogelijkheid om via de TensorFlow.js API een model te implementeren in Javascript. Op deze manier kunnen we gebruik maken van TensorFlow modellen in de browser en met Node.js. De TensorFlow.js API kan neurale netwerken modelleren, trainen en uitvoeren in Javascript. Deze API heeft ook een set van voorgetrainde modellen, voor objectdetectie zijn er enkel voorgetrainde modellen van de SSD architectuur (Liu et al. (2016)). Ook kan via de TensorFlow.js API een TensorFlow model via de volgende CLI code geconverteerd worden naar

een TensorFlow.js model.

```
tensorflowjs_converter <dir_TensorFlow_model> <dir_TensorFlowjs_model>
```

TensorFlow.js ondersteunt een gelimiteerd aantal TensorFlow operaties, in de TensorFlow.js documentatie is een lijst met ondersteunde operaties terug te vinden. Momenteel is er geen manier om standaard TensorFlow operaties te implementeren in TenorFlow.js.

3.3.3 PyTorch Mobile

PyTorch biedt zoals TensorFlow ook de mogelijkheid om operaties van het model te converteren naar operaties die kunnen uitgevoerd worden in een mobiele omgeving. Ook geeft PyTorch Mobile de mogelijkheid om deze modellen verder te optimaliseren voor een mobiele implementatie. PyTorch mobile zit nog in zijn beta fase, dus er zijn componenten die gelimiteerde ondersteuning hebben. De onderstaande Python code geeft aan welke functies er uitgevoerd moeten worden om een PyTorch model te converteren naar een PyTorch mobile model.

```
import torch
import torchvision
from torch.utils.mobile_optimizer import optimize_for_mobile

model.eval()
example = torch.rand(1, 3, 224, 224)
traced_script_module = torch.jit.trace(model, example)
traced_script_module_optimized = optimize_for_mobile(traced_script_module)
traced_script_module_optimized._save_for_lite_interpreter("model.ptl")
```

Voordat we het PyTorch model kunnen optimaliseren voor mobiel gebruik moeten we het model eerst omzetten in een ScriptModule. De ScriptModule is een serieel model dat verder geoptimaliseerd kan worden en platformonafhankelijk is. Dit geeft ook de mogelijkheid om een model dat ontwikkeld is in Pytorch te gebruiken in een andere omgeving. Via TorchScript kan het model worden omgezet naar een ScriptModule. De `torch.jit.trace` functie verwacht als input het model en een voorbeeld input in de vorm van een `torch.Tensor`. De trace functie voert het model uit met de meegegeven voorbeeld input en bewaart al de operaties die zijn uitgevoerd. De bewaarde operaties worden gebruikt om een ScriptModule te genereren. Bij de trace functie zijn enkel de uitgevoerde operaties bewaard, andere elementen van het model maken geen deel uit van de ScriptModule.. Een andere optie is de `torch.jit.script` deze methode compileert de code. Op deze manier wordt control flow zoals loops en if/else functies ook ondersteunt. Het nadeel van de script methode is dat de code niet compileert wanneer een Python functie niet ondersteunt is of bij dynamisch gedrag. Op de PyTorch documentatie (Paszke et al. (2017)) is een lijst terug te vinden met al de operaties die ondersteund worden bij het omzetten naar een ScriptModule.

Eenmaal dat er een scriptmodule is gegenereerd kan dit gebruikt worden om het model te optimaliseren voor mobiel gebruik. De `optimize_for_mobile` functie zal de volgende optimalisaties automatisch uitvoeren.

- De Conv2D en BatchNorm operaties worden samengevoegd tot een Conv2D operaties met aangepasten gewichten.
- 2D convoluties en lineaire operaties worden vervangen met hun PyTorch Mobile equivalent.
- De activatie functies ReLu en tanh die volgen op Conv2D en lineaire operaties worden samengevoegd met de voorgaande Conv2D of lineaire operatie.
- Het verwijderen van dropout nodes (Paszke et al. (2017)).

PyTorch biedt ook nog de mogelijkheid om verdere optimalisaties toe te voegen in de vorm van kwantisatie na het trainen van het model. Wat deze techniek inhoud wordt besproken in paragraaf 3.4. Zoals TensorFlow is er ook de mogelijkheid om de uitvoering van het model te versnellen door gebruik te maken van de NNAPI (Android (2021)). Op deze manier kan het PyTorch model operaties uitvoeren op andere hardwarecomponenten dan de CPU. De PyTorch NNAPI zit momenteel in zijn prototype fase en ondersteund maar een gelimiteerd aantal operaties die kunnen uitgevoerd worden met de NNAPI. Via volgende Python code kunnen we in PyThon een TorchScript model optimalliseren zodat operaties worden uitgevoerd door de NNAPI.

```
import torch.backends._nnapi.prepare

nnapi_model = torch.backends._nnapi.prepare.convert_model_to_nnapi(traced_model
                                        , input_tensor)
```

3.3.4 Onnxruntime

Het ONNX framework biedt via onnxruntime (ONNX (2019)) zelf ook de mogelijkheid om een model te deployen en te optimaliseren voor mobiel gebruik. Dit is mogelijk door het ONNX model te converteren naar een onnxruntimemodel via het volgende CLI-commando.

```
python -m onnxruntime.tools.convert_onnx_models_to_ort onnx_model.onnx
```

Zoals Pytorch en Tensorflow voert onnxruntime tijdens het converteren een aantal optimalisaties uit. Deze optimalisaties bestaan uit 3 niveaus: basic, extended en all. Standaard worden al de optimisatie uitgevoerd, de volgende lijst bevat de optimalisaties die tijdens het converteren worden uitgevoerd.

- Basic: het verwijderen van redundante nodes in het model en constant folding waarbij waarden door constanten worden vervangen zodat deze tijdens de uitvoering niet meer berekend moeten worden.
- Extended: één of meer ONNX standaardoperaties samenvoegen tot één operatie
- All: het optimaliseren van afbeelding formaat door te converteren tussen NHWC gebruikt door ONNX en NCHW formaat.

NHWC of NCHW formaat:

- N: Aantal afbeeldingen per groep/batch.
- H: Hoogte van de afbeelding.
- W: Breedte van de afbeelding.
- C: Aantal kanalen van de afbeelding.

Onnxruntime geeft ook de mogelijkheid om het model verder te optimaliseren door gebruik te maken van de NNAPI om het model sneller te maken. Het gegenereerde onnxruntimemodel kan vervolgens geïmplementeerd worden in Android studio via de volgende lijnen Kotlin code.

```
var env = OrtEnvironment.getEnvironment();
var session = env.createSession("model.onnx",new OrtSession.SessionOptions());
OnnxTensor t1;
var inputs = Map.of("name",t1);
var results = session.run(inputs)
```

3.3.5 ONNX.js

Het ONNX model kan ook worden geïmplementeerd via javascript, om vervolgens dit script te gebruiken in een webapplicatie. Via de volgende lijnen Javascript code kan het ONNX model worden uitgevoerd in javascript.

```
const ort = require('onnxruntime-node');

const session = await ort.InferenceSession.create('./onnx_model.onnx');
const tensor = new ort.Tensor('float32', data, [3, 4]);
const feeds = { input: tensor};
const results = await session.run(feeds);
```

3.3.6 CoreML

Core ML (Apple (2018)) is het Apple framework om machine learning tools te integreren in een applicatie. Dit kan een model zijn van Create ML het machine learning framework van Apple zelf. Maar Core ML biedt ondersteuning om modellen te converteren vanuit TensorFlow, PyTorch en ONNX naar Core ML. CoreML optimaliseert de prestaties op het toestel door efficiënt gebruik te maken van de CPU en GPU. Uiteraard is dit framework enkel van toepassing voor Apple, en in deze masterproef wordt er vooral gefocust op Android implementaties.

Om een model te converteren naar CoreML zijn er 3 mogelijkheden. De eerste manier is rechtstreeks converteren vanuit PyTorch. Daarvoor moeten we eerst het model omzetten in een Torchscript model. Een tweede manier is door het model rechtstreeks te converteren vanuit TensorFlow. De derde manier is via ONNX maar dat raadt Apple af omdat dit in nieuwe versies van CoreML niet

meer ondersteund zal worden. CoreML biedt ook maar ondersteuning tot en met opsetversie 10 van ONNX. De volgende lijnen code tonen de implementatie voor de 3 manieren.

```
import coremltools as ct

# van Pytorch naar CoreML
model = ct.convert(traced_model, inputs=[ct.TensorType(shape=example_input.
                                                shape)])
# van TensorFlow naar CoreML
model = ct.convert('tf_model/saved_model.pb', source='tensorflow')
# van onnx naar CoreML
model  = ct.converters.onnx.convert(model='my_model.onnx')
```

3.3.7 Gerelateerd werk

In de paper geschreven door Luo et al. (2020) wordt PyTorch Mobile vergeleken met Tenserflow Lite voor verschillende classificatie architecturen. De architecturen die hier gebruikt worden zijn: ResNet50, InceptionV3, DenseNet121, SqueezeNet, MobileNetV2 en MnasNet. Voor alle netwerk architecturen in deze paper geeft de optimalisatie naar TensorFlow Lite de kleinste bestandsgrootte van het model. Uit deze paper is ook af te leiden dat de optimalisatie naar een mobiel model niet alleen afhankelijk is van het framework maar ook van de netwerk architectuur. Zo geeft TensorFlow Lite volgens Luo et al. (2020) betere latency resultaten voor de zwaardere netwerken (ResNet50, InceptionV3, DenseNet121) dan PyTorch Mobile. PyTorch Mobile heeft op zijn beurt wel een betere latency voor SqueezeNet en MobileNetV2. Dus uit eerder genoemde studie kunnen we afleiden dat TensorFlow Lite het beste de bestandsgrootte verkleint, maar dat de netwerk architectuur ook een rol speelt. Luo et al. (2020) heeft ook aangetoond dat de NNAPI niet altijd de uitvoeringssnelheid verbeterd. Vooral bij de minder zware netwerken zien we dat NNAPI een negatief effect heeft op de uitvoeringssnelheid.

Febvay (2020) vergelijkt TensorFlow Lite met MACE (Khan (2020)) voor verschillende neurale netwerken (SqueezeNet, MobileNetV1/V2). Hierbij geeft TensorFlow Lite het beste resultaat, TensorFlow Lite gaf een Top-1 resultaat van 69,19% en MACE gaf een top-1 resultaat van 66.84% bij MobileNetV1. Ook voor de latency gaf TensorFlow Lite in de meeste gevallen de beste resultaten buiten bij het gebruik van 4 of 6 CPU cores, dan gaf MACE betere resultaten.

3.4 Optimalisaties van neurale netwerken voor snelheid en bestandgrootte

Er zijn in voorgaande paragrafen al termen gevallen zoals pruning en kwantisatie. In deze paragraaf zullen we hier dieper op in gaan. We onderzoeken welke optimalisaties er kunnen worden toegepast om de snelheid en het gebruikt geheugen te verbeteren. Dit heeft als neveneffect dat het optimaliseren van de snelheid en geheugen vaak negatieve gevolgen heeft voor de accuraatheid. Dus er zal een goed evenwicht gevonden moeten worden tussen de optimalisaties en de

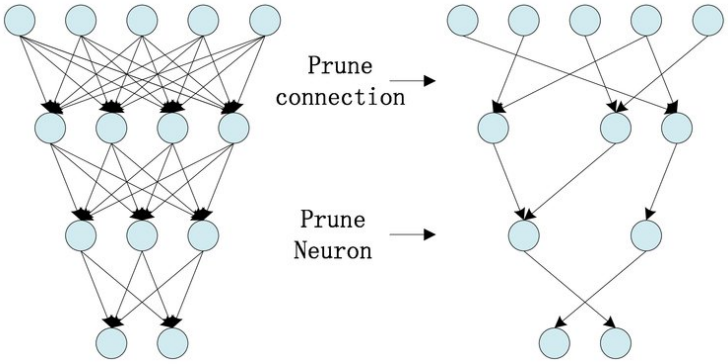
accuraatheid van het neuraal netwerk.

3.4.1 Pruning

Pruning is de eerste stap van de Deep Compression methode voorgesteld door Han et al. (2016). Bij het trainen van een CNN hebben bepaalde gewichten een grotere invloed op het resultaat. Andere gewichten hebben weinig tot geen invloed op het resultaat. Maar bij het uitlezen van een neuraal netwerk worden al de gewichten steeds berekend ongeacht hun invloed op het resultaat. Bij pruning gaan we de parameters met een kleine invloed op het resultaat verwijderen. Hierdoor gaan er geen berekeningen meer moeten uitgevoerd worden voor de verwijderde parameters, wat zorgt voor een snelheidswinst. Deze parameters zijn niet meer van belang en moeten we dan ook niet bijhouden waardoor het CNN model minder geheugen in beslag neemt.

Er zijn een aantal verschillende pruningstechnieken, we gaan er twee bespreken. Prune connection in figuur 3.3 of weight pruning wordt gebruikt door TensorFlow na het trainen van een model (zie paragraaf 3.3.1). Dit is het verwijderen van parameters die niet nuttig zijn in de gewichttensor. Op deze manier wordt het aantal connecties tussen de lagen verminderd.

Een tweede techniek te zien op op figuur 3.3 is neuron pruning. Hierbij wordt een volledige kolom in de gewichten matrix verwijderd, daardoor verdwijnt een neuron in het neurale netwerk. Volgens Han et al. (2016) worden voor VGG-16 (Simonyan and Zisserman (2015)) het aantal parameters met factor 13 verminderd en voor AlexNet (Krizhevsky et al. (2017)) met een factor 9. Zowel AlexNet als VGG-16 zijn hierbij getraind met de ImageNet dataset. Deze methode heeft zeer weinig tot geen effect op de accuraatheid.

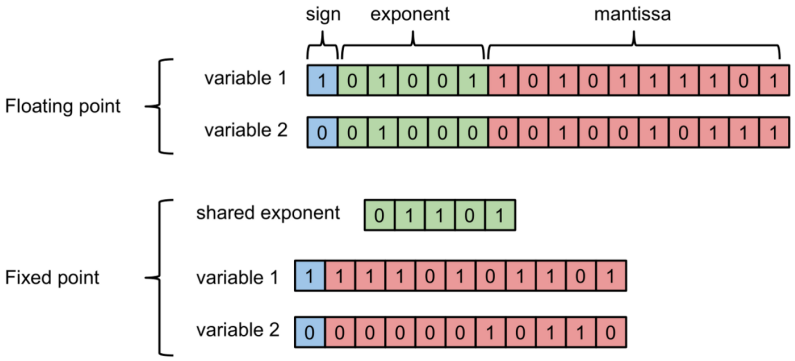


Figuur 3.3: CNN voor en na pruning

3.4.2 Parameter kwantisatie

Het kwantiseren van gewichten is een tweede methode voorgesteld door Han et al. (2016). Een CNN bestaat uit miljoenen gewichten en de waarde van elk van deze gewichten moet op het systeem worden opgeslagen. De defaultrepresentatie van een waarde wordt opgeslagen als een floating point wat 4 bytes in beslag neemt. Dus voor miljoenen parameters hebben de gewich-

ten veel schijfruimte nodig. Een mogelijke oplossing hiervoor is het kwantiseren van gewichten. Hierbij wordt de getalrepresentatie van de gewichten veranderd naar een representatie die minder geheugen in beslag neemt, een voorbeeld is te zien op figuur 3.4.



Figuur 3.4: kwantisatie van twee floating piont variabelen die worden omgezet naar twee fixed point variabelen met een gemeenschappelijke exponent.

3.4.3 Weight Clustering

Volgens Han et al. (2016) worden de waarden van de gewichten beperkt tot een set van beschikbare waardes, dit is te zien op figuur 3.5. Waarbij we de waardes eenmalig opslagen en de gewichten refereren dan naar een waarde van de vaste set met waardes. Hoe kleiner de set met waardes is, hoe minder geheugen er in beslag wordt genomen. Een kleinere set van waardes zorgt ook voor een verlaagde accuratie. Han et al. (2016) passen vervolgens Huffman encodering toe die een compressie uitvoert op de geclusterde parameters.

Figuur 3.5: Weight clustering: links zien we verschillende gewichten en na het het uitvoeren van weight clustering zijn er in de matrix pointers terug te vinden die wijzen naar een set van vier vaste waarden.

Hoofdstuk 4

Compatibiliteit van herkenningssystemen

Voor het herkenningssysteem bestuderen we de implementatie van de ResNet50 architectuur die in paragraaf 2.1.5 werd besproken. We vertrekken hierbij met een bestaand model dat voorgetraind is met het TensorFlow of het PyTorch framework. Om vervolgens de verschillende mogelijkheden te bestuderen voor een mobiele implementatie. Hierbij zullen we gebruik maken van Google Colaboratory in CPU runtime om de modellen in te laden en te converteren. Om het geconverteerd model te implementeren op een mobiel toestel zullen we gebruik maken van Android Studio. De geïmplementeerde code is terug te vinden in de volgende github repository: `https://github.com/ThijsVercammen/Masterproef.git`.

4.1 Van TensorFlow naar mobiel framework

Voor het experiment van ResNet50 maken we gebruik van het standaard ResNet50 netwerk dat in TensorFlow geïmplementeerd kan worden vanuit Keras. Dit ResNet50 model is voorgetrained op de ImageNet dataset Deng et al. (2009). Dit netwerk kunnen we vervolgens hertrainen naar een gewenste functionaliteit. Voor deze implementatie zullen we echter vertrekken van het ResNet50 Keras model dat reeds bestaat.

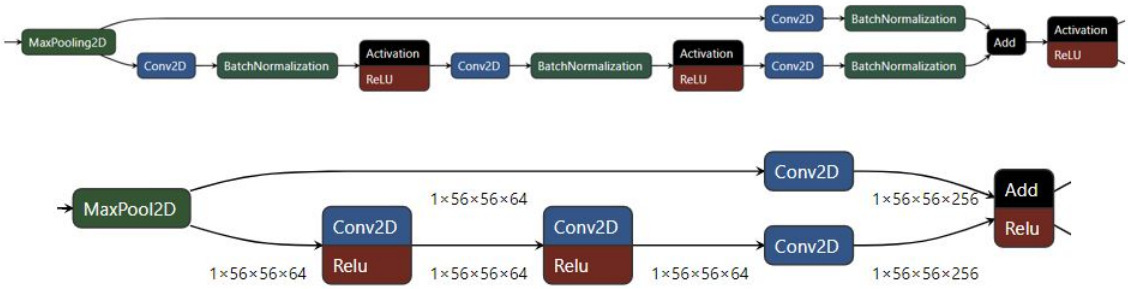
4.1.1 TensorFlow Lite implementatie

Het inladen en converteren van het Keras model kan eenvoudig via de volgende lijnen Python code.

```
model = tf.keras.applications.resnet50.ResNet50() # model inladen
converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model) # init converter
tflite_model = converter.convert() # model converteren
open('model.tflite', 'wb').write(tflite_model) # model opslaan
```

Het ResNet50 model kan zonder problemen of aanpassingen rechtstreeks worden geconverteerd naar TFlite. In tabel 4.1 is te zien welke operaties er terug te vinden zijn in het TensorFlow ResNet50

model. Vervolgens is in de tabel ook terug te vinden wat er met de operaties gebeurt tijdens de TFLite conversie. In de tabel kunnen we zien welke TensorFlow operaties worden ondersteund door een TFLite equivalent. Vervolgens kunnen we in de tabel ook zien op welke operaties optimalisaties worden uitgevoerd tijdens het converteren. Bij deze optimalisaties worden operaties samengevoegd, verwijderd of vervangen door een constante. In figuur 4.1 kunnen we zien welke optimalisaties er worden uitgevoerd op een ResNet50 convolutieblok.



Figuur 4.1: ResNet50 convolutieblok voor en na TFLite conversie. BatchNorm en ReLu zijn hierbij samengevoegd met de Conv2D opperaties.

Voor de android implementatie kunnen we metadata aan het model toevoegen. Dit is niet noodzakelijk, maar vereenvoudigd de Android implementatie.

```
ImageClassifierWriter = image_classifier.MetadataWriter
model_p = "./model.tflite" # TFLite model
label_p = "./labels.txt" # label file voor label formaat
save_p = "./model_meta.tflite" # opslaan pad
input_norm_mean = 0.0
input_norm_std = 1.0

# metadata scrijver
writer = ImageClassifierWriter.create_for_inference(
    writer_utils.load_file(model_p), [input_norm_mean], [input_norm_std],
    [label_p])

# Voeg metadata aan het model toe en sla op
writer_utils.save_file(writer.populate(), save_p)
```

Doordat we deze metadata hebben toegevoegd heeft Android studio toegang tot al de relevante input en output informatie. Vermits Android studio toegang heeft tot deze informatie kan het zelf code genereren om het TFLite model te implementeren. De code die gegenereerd wordt is implementeerbaar in Java en Kotlin. Onderstaande Java code heeft Android studio voor ons gegenereerd. Het enige wat nu nog rest is een afbeelding inlezen als bitmap en de output afhandelen.

```
Model model = Model.newInstance(context);

// Creates inputs for reference.
TensorImage image = TensorImage.fromBitmap(bitmap);
```

```
// Runs model inference and gets result.
Model.Outputs outputs = model.process(image);
List<Category> probability = outputs.getProbabilityAsCategoryList();

// Releases model resources if no longer used.
model.close();
```

Tabel 4.1 Alle operaties die terug te vinden zijn in het TensorFlow ResNet50 model en hun compatibiliteit met andere frameworks

TensorFlow Operaties	TensorFlow →TFLite	ONNX Opset
AddV2	Ondersteund	1
BiasAdd	Samengevoegd	1
Conv2D	Ondersteund	1
FusedBatchNormV3	Samengevoegd	6
Identity	Verwijderd	1
MatMul	Ondersteund	1
MaxPool	Ondersteund	1
Mean	Ondersteund	1
NoOp	Verwijderd	/
Pad	Ondersteund	1
Placeholder	Constant	1
Relu	Samengevoegd	1
Softmax	Ondersteund	1

4.1.2 ONNX implementatie

Het TensorFlow model kunnen we converteren naar ONNX met Tf2onnx bibliotheek. De tf2onnx bibliotheek ondersteunt TensorFlow en TFLite, dus we kunnen beide modellen converteren. In tabel 4.1 is te zien welke operaties ondersteund zijn door ONNX en vanaf welke opset versie deze operaties worden ondersteund. Hierbij kunnen we zien dat de minimale opset versie 6 moet zijn vanwege de FusedBatchNormV3 operatie die pas vanaf versie 6 wordt ondersteund. Via het volgende CLI commando kunnen we het TensorFlow model converteren naar ONNX of we kunnen het TFLite model converteren naar ONNX door de optie –tflite mee te geven.

```
python -m tf2onnx.convert --saved-model ./model --output model.onnx
```

Voor de Android implementatie van het ONNX model maken we gebruik van Kotlin in plaats van Java. De voornaamste reden hiervoor is dat de Onnxruntime documentatie Kotlin code gebruikt voor de Java API. Via onderstaande Kotlin code kan het ONNX model worden uitgevoerd in Android studio.

```
var env = OrtEnvironment.getEnvironment()
// lees het ONNX model als byteArray
```

```
var session = env.createSession(resources.openRawResource(R.raw.model_tf).
                                        readBytes())
// Maak een input tensor aan
var input_tensor = OnnxTensor.createTensor(env, imgData, shape)
// maak een inputmap aan
var inputs = Collections.singletonMap("input_1", t1)
// voer model uit
val output = session?.run(inputs)
```

We lezen het ONNX model in als een byteArray. Dit ONNX model is opgelsagen in de res/raw folder van het Android studio project. Vervolgens wordt er een ONNX input tensor aangemaakt. Hierbij wordt de data van de afbeelding als FloatArray meegegeven en de vorm van de input tensor die het ONNX model verwacht. Het ONNX model verwacht een input vorm [1, hoogte, breedte, 3] deze vorm is van het NHWC formaat eerder besproken in 3.3.4. Voordat we het model kunnen uitvoeren moeten we de input tensor aan een map toevoegen. De keys van deze map zijn de namen van de inputs die het ONNX model verwacht, de values van de map zijn de input tensoren. De input namen zijn terug te vinden in de output boodschappen van tf2onnx converter.

4.2 Van PyTorch naar mobiele implementatie

Voor de PyTorch implementatie maken we gebruik van het ResNet50 model uit de Torchvision bibliotheek. Dit model is voorgetraind op de ImageNet dataset (Deng et al. (2009)) . Dit netwerk kunnen we vervolgens hertrainen voor een gewenste functionaliteit. Voor deze implementatie zullen we echter vertrekken van het reeds bestaande ResNet50 Torchvision model.

4.2.1 PyTorch Mobile implementatie

Via de volgende Python code kunnen we een ResNet50 Torchvision model inladen en converteren voor mobiel gebruik.

```
model = models.resnet50(pretrained=True) # model inladen
model.eval() # model in uitvoer modus
example = torch.rand(1, 3, 224, 224) # voorbeeld input
# Torchscript module genereren
traced_script_module = torch.jit.trace(model, example)
# optimalisaties voor mobiel gebruik uitvoeren op de scriptmodule
traced_script_module_optimized = optimize_for_mobile(traced_script_module)
# model opslaan voor mobiel gebruik
traced_script_module_optimized._save_for_lite_interpreter("./model.pt")
```

Het ResNet50 model wordt zonder problemen geconverteerd, geoptimaliseerd en opgeslagen voor mobiel gebruik. In tabel 4.2 kunnen we zien welke operaties er terug te vinden zijn in het Torchvision model en wat er met deze operaties gebeurt tijdens de conversie. Het mobiel model kunnen we vervolgens implementeren in Android studio.

Tabel 4.2 Alle operaties die terug te vinden zijn in het Torchvision ResNet50 model en hun compatibiliteit met andere frameworks

TorchScript	TorchScript →geöptimaliseerd torchscript	ONNX Opset
Add	Ondersteund	1
AdaptiveAvgPool2d	Ondersteund	1
BatchNorm2d	Samengevoegd	1
Conv2d	Ondersteund	1
Flatten	Ondersteund	1
Linear	Ondersteund	1
MaxPool2d	Ondersteund	1
ReLu	Samengevoegd	1

Het ResNet50 Torchvision model verwacht een genormaliseerde input dat standaard is voor elk Torchvision model. Door de input te normaliseren verwacht het model altijd een pixelwaarde met een gemiddelde van 0 en een standaarddeviatie van 1.

$$\begin{aligned} \text{TORCHVISION\_NORM\_MEAN\_RGB} &= \{0.485, 0.456, 0.406\} \\ \text{TORCHVISION\_NORM\_STD\_RGB} &= \{0.229, 0.224, 0.225\} \end{aligned} \tag{4.1}$$

Het model kan vervolgens met de volgende Java code eenvoudig geïmplementeerd worden in Android studio.

```
module = Module.load(assetFilePath(MainActivity.this, "model.ptl"));
Tensor inputTensor = TensorImageUtils.bitmapToFloat32Tensor(bitmap,
            TensorImageUtils.TORCHVISION_NORM_MEAN_RGB,
            TensorImageUtils.TORCHVISION_NORM_STD_RGB);
Tensor outputTensor = module.forward(IValue.from(inputTensor)).toTensor();
```

4.2.2 ONNX implementatie

Het ResNet50 Torchvision model kunnen we in Python eenvoudig te converteren naar ONNX via de volgende code.

```
torch.onnx.export(model, # model
    example,             # model input
    "model_py.onnx",     # waar opslaan
    input_names = ['input_1'], # input namen
    output_names = ['output']) # output namen
```

Het gegenereerde ONNX model kan geïmplementeerd worden in Android studio. Het ONNX model verwacht een input vorm [1, 3, hoogte, breedte], deze vorm is van het NCHW formaat eerder besproken in 3.3.4. Het geconverteerd PyTorch model verwacht een genormaliseerde input afbeelding. De genormaliseerde waarde kan via de volgende formule berekent worden.

$$\begin{aligned} \text{genormaliseerd} &= \frac{(\text{waarde} - \text{mean})}{\text{std}} \\ \text{mean} &= \{0.485, 0.456, 0.406\} \\ \text{std} &= \{0.229, 0.224, 0.225\} \end{aligned} \tag{4.2}$$

Waarbij mean de gemiddelde waarde is en std de standaarddeviatie is waarmee Torchvision een normalisatie uitvoert. De mean en std bevatten drie waarde. Dit is omdat bij Torchvision elk kleurkanaal zijn eigen mean en std waarde heeft voor normalisatie. De rest van de implementatie in Android studio is identiek aan de ONNX implementatie van het TensorFlow model uitgelegd in 4.1.2.

4.3 Samenvatting

We hebben gezien dat herkenningssystemen volledig ondersteund zijn. De modellen van het PyTorch en TensorFlow framework worden zonder problemen geconverteerd naar een model voor mobiel gebruik.

Voor het TensorFlow model kunnen we in Python ons model converteren met de onderstaande code. Dit model is implementeerbaar in Android studio. TensorFlow geeft ons de mogelijkheid om hier Metadata aan toe te voegen, waardoor Android studio de nodige code voor ons genereert.

```
    converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model)
    tflite_model = converter.convert()
    open('model.tflite', 'wb').write(tflite_model) # model opslaan
```

Het PyTorch model kunnen we ook eenvoudig converteren met de volgende Python code. Wel moeten we er bij opletten dat het Torchvision model een genormaliseerde input verwacht.

```
model.eval() # model in uitvoer modus
example = torch.rand(1, 3, 224, 224) # voorbeeld input
traced_script_module = torch.jit.trace(model, example)
traced_script_module_optimized = optimize_for_mobile(traced_script_module)
traced_script_module_optimized._save_for_lite_interpreter("./model.pt")
```

Het TensorFlow model kan naar ONNX geconverteerd worden via het volgende CLI-commando.

```
python -m tf2onnx.convert --saved-model ./model --output model.onnx
```

Voor PyTorch gebeurt de conversie naar ONNX via onderstaande Python code.

```
torch.onnx.export(model, example, "model.onnx",
        input_names = ['input'], output_names = ['output'])
```

De twee ONNX modellen worden op dezelfde geïmplementeerd in Android studio. Wel moeten we rekening houden met het input formaat. Het PyTorch ONNX model verwacht NCHW formaat en het TensorFlow ONNX model verwacht NHWC formaat. Ook verwacht het PyTorch ONNX model een genormaliseerde input en het TensorFlow ONNX model geen genormaliseerde input.

Hoofdstuk 5

Compatibiliteit van detectie systemen

Voor detectiesystemen bestuderen we uitgebreid de mobiele implementatie van de Faster-RCNN architectuur met een ResNet50 backbone en de YOLO architectuur. Voor deze modellen vertrekken we vanuit het PyTorch en TensorFlow framework om vervolgens de mogelijke paden te bestuderen naar een mobiele implementatie. Hierbij zullen we gebruik maken van Google Colaboratory met een CPU runtime om de modellen in te laden en te converteren. Om het geconverteerde model te implementeren op een mobiel toestel zullen we gebruik maken van Android Studio. Al de geïmplementeerde code is terug te vinden in de volgende github repository: `https://github.com/ThijsVercammen/Masterproef.git`.

5.1 Faster-RCNN naar mobiel mobiele implementatie

Het Faster-RCNN model waarmee we starten is terug te vinden in de TensorFlow object detection API. Dit Faster-RCNN model is voorgetraind met de COCO 2017 dataset (Lin et al. (2015)) en maakt gebruik van een ResNet50 backbone. We gaan dit model converteren naar een ONNX en TFLite formaat zodat dit model geïmplementeerd kan worden in Android studio. Vervolgens gaan we starten vanuit PyTorch waar we het Faster-RCNN model kunnen terugvinden in de Torchvision bibliotheek. Dit model is ook een Faster-RCNN model dat voorgetraind is op de COCO 2017 dataset. Het Torchvision model gaan we vervolgens converteren naar een ONNX of PyTorch mobile formaat dat we kunnen implementeren in Android studio.

5.1.1 Van TensorFlow naar TFLite implementatie

Het Faster-RCNN model van de TensorFlow object detection API is terug te vinden in de TensorFlow Hub. Dit model kan eenvoudig worden ingeladen met de volgende Python code.

```
import tensorflow_hub as hub
hub_model = hub.load("https://tfhub.dev/tensorflow/faster_rcnn/
                                        resnet50_v1_640x640/1")
```

De TensorFlow object detection API stelt zelf een manier voor om een model te converteren naar het TFLite formaat. Hierbij wordt via een script (export_tflite_graph_tf2.py) een model gegenereerd dat geoptimaliseerd is voor TFLite conversie. Op deze manier zou de rest van de conversie gelijkaardig moeten zijn aan de conversie van het ResNet50 netwerk besproken in 4.1.1. Maar de TensorFlow object detection API ondersteund enkel de TFLite conversie voor de SSD en Centernet architecturen. Als we het script toch proberen uit te voeren dan krijgen we de volgende error: ValueError: Only ssd or center_net models are supported in tflite. Found faster_rcnn in config.

Als we het model willen converteren zonder gebruik te maken van het optimalisatie script zullen we standaard TensorFlow operaties aan het TFLite model moeten toevoegen. Deze operaties moeten worden toegevoegd omdat we de ConcatV2 operatie niet kunnen converteren naar de TFLite concatenation operatie. Hierbij moet we TensorFlow core bibliotheek worden toegevoegd aan Android studio zodat alle operaties uitgevoerd kunnen worden.

```
converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(hub_model) # init
                                                converter
converter.target_spec.supported_ops = [
    tf.lite.OpsSet.TFLITE_BUILTINS, # enable TensorFlow Lite ops.
    tf.lite.OpsSet.SELECT_TF_OPS # enable TensorFlow ops.
]
tflite_model = converter.convert() # converteer
open('model.tflite', 'wb').write(tflite_model) # model opslaan
```

Na het uitvoeren van bovenstaande Python code hebben we een TFLite model dat een input verwacht van de vorm [1,1,1,3]. Om dit TFLite model te kunnen uitvoeren moeten we de grootte van de inputafbeelding naar een hoogte en een breedte van 1 veranderen. Een input die bestaat uit 1 pixel zou nooit voldoende informatie bevatten om objecten in de originele afbeelding te gaan detecteren.

Om dit probleem op te lossen kunnen het model van de TensorFlow object detection API gaan definiëren als een Keras laag. Op deze manier kunnen we de input specifiëren en extra lagen gaan toevoegen via onderstaande Python code.

```
layer = hub.KerasLayer(hub_model) # definieer als Keras laag
inputs = tf.keras.Input(shape=[416,416,3], dtype=tf.uint8) # specifieer input
x = layer(x) # genereer een output
output = [x["detection_classes"], x["detection_boxes"], x["detection_scores"],
                                                x["num_detections"]]
model = tf.keras.Model(inputs, output) # groepeer lagen tot model
```

Het formaat van de input kunnen we kiezen. Een groot formaat geeft een beter resultaat, maar bevat meer data dus er moeten meer berekeningen worden uitgevoerd. Een klein formaat geeft een minder goed resultaat, maar is sneller omdat er minder berekeningen uitgevoerd moeten worden. Het datatype van de input moet uint8 zijn omdat het ingeladen model dit datatype verwacht. Een ander voordeel van dit model is dat ConcatV2 operaties zonder problemen kan worden omgezet in de TFLite concatenation operatie.

De TFLiteConverter zal de namen van de verschillende outputs van het Faster-RCNN model ver-

anderen. Tijdens de conversie zal de volgorde van de vier outputs willekeurig veranderd worden. De 4 outputs die wij zullen gebruiken in de Android studio implementatie zijn de volgende:

- detection_classes →StatefulPartitionedCall:0
- detection_boxes →StatefulPartitionedCall:1
- detection_scores →StatefulPartitionedCall:2
- num_detections →StatefulPartitionedCall:3

In tabel 5.1 kunnen we zien wat er gebeurt met de operaties van het Faster-RCNN model tijdens de conversie naar TFLite. Uiteraard komen de operaties van het ResNet50 model eerder besproken in (4.1) ook voor in het Faster-RCNN. Deze operaties zullen op de zelfde manier geconverteerd worden naar TFLite.

Om Android studio zelf de code te laten genereren zoals bij het herkenningssysteem moeten we Metadata aan het model toevoegen. Bij het toevoegen van Metadata aan het TFLite model krijgen we de volgende fout: Keyerror 2708. Deze fout geeft weinig informatie, maar de oorzaak is dat de methode die de Metadata aan het model toevoegt maximaal 4 outputs verwacht. Het geconverteerd Faster-RCNN model heeft namelijk 8 outputs. Door het aantal outputs te reduceren tot 4 outputs kunnen we Metadata succesvol aan het model toevoegen. Bij het uitvoeren van het model met Metadata in Android studio krijgen we de volgende error: java.lang.IllegalArgumentException: Cannot copy from a TensorFlowLite tensor (StatefulPartitionedCall:2) with 1200 bytes to a Java Buffer with 4 bytes.
Deze fout onstaat doordat tijdens het converteren naar TFLite de output informatie is gewijzigd. De converter wijzigt namelijk de grootte van de output arrays naar 1, terwijl er wel meerdere resultaten worden geproduceerd. Bijvoorbeeld de output van de detection_boxes is [1, 300, 4] maar volgens de metadata is de output grootte [1, 1, 1] voor de bounding box coördinaten. Android studio genereert volgens de metadata een output buffer met grootte [1, 1, 1] die veel te klein is.

Om de grootte van de output buffers zelf te definiëren kunnen we gebruik maken van de TensorFlow Lite Interpreter API. Via onderstaande Java code kunnen we TFLite model uitvoeren in Android studio door gebruik te maken van de TensorFlow Lite Interpreter API

```
Interpreter.Options tfliteOptions = new Interpreter.Options();
Interpreter tflite = new Interpreter(loadModelFile(), tfliteOptions);
tflite.runForMultipleInputsOutputs(inputs, outputs);

private MappedByteBuffer loadModelFile() throws IOException {
    AssetFileDescriptor fileDescriptor = this.getAssets().openFd("model.tflite"
                                         );
    FileInputStream inputStream = new FileInputStream(fileDescriptor.
                                         getFileDescriptor());
    FileChannel fileChannel = inputStream.getChannel();
    long startOffset = fileDescriptor.getStartOffset();
    long declaredLength = fileDescriptor.getDeclaredLength();
```

```
    return fileChannel.map(FileChannel.MapMode.READ_ONLY, startOffset,
                                            declaredLength);
}
```

Hierbij kunnen we het TFLite model implementeren zonder er metadata aan toe te voegen. De vereiste informatie om de correcte buffers te definiëren kan uit het niet geconverteerde model gehaald worden. Het TFLite model bevat de juiste informatie voor de inputbuffer, via deze informatie kan de juiste inputbuffer worden aangemaakt. Voor de outputbuffers geeft de TensorFlow Lite Inerpreter API ons de mogelijkheid om de outputbuffers aan te passen zodat deze de gewenste grootte hebben. Op deze manier kunnen we succesvol een Faster-RCNN model uitvoeren op een mobiel apparaat. De volgende lijnen Java code definiëren de outputbuffer voor de bounding boxen in Android studio.

```
if(tflite.getOutputTensor(i).equals("StatefulPartitionedCall:1")) {
    int[] shape = tflite.getOutputTensor(i).shape();
    shape[1] = 300;
    shape[2] = 4;
    float[][][] boxesBuffer = new float[1][300][4];
    outputs.put(i, boxesBuffer);
}
```

Als we al de outputbuffers hebben aangemaakt kan het model worden uitgevoerd. Vervolgens kunnen we dan alle bounding boxen bepalen waarvan de scores boven een bepaalde grens liggen.

5.1.2 Van TensorFlow naar ONNX implementatie

Het TensorFlow Faster-RCNN model kunnen we op de zelfde manier converteren naar ONNX als het ResNet50 model eerder beschreven in 4.1.2. Wel moeten we tijdens de conversie naar ONNX gebruik maken van opset versie 11 of hoger. In het Faster-RCNN model wordt er namelijk gebruik gemaakt van de NonMaxSuppressionV5 operatie die pas beschikbaar is vanaf opset versie 11. Al de andere operaties van het Faster-RCNN model worden ondersteund in eerdere opset versies. In tabel 5.1 kunnen we zien vanaf welke opset versie elke operatie wordt ondersteund.

Het gegenereerde ONNX model kunnen we op dezelfde manier als het ResNet50 model implementeren in Android studio. Wel verwacht het TensorFlow Faster-RCNN model een input van het type Uint8. Tijdens de conversie blijft het type input hetzelfde, maar de Onnxruntime API voor Android studio ondersteunt het Uint8 datatype niet. Daarvoor zullen we eerst met onderstaande Python code een cast operatie moeten toevoegen aan het model. Deze cast operatie zet een Float32 datatype om naar een Uint8 datatype.

```
layer = hub.KerasLayer(hub_model) # definieer als Keras laag
inputs = tf.keras.Input(shape=[160,160,3], dtype=tf.float32) # specifieer input
x = tf.cast(inputs, dtype=tf.uint8) # cast input naar gewenste formaat
x = layer(x) # genereer een output
output = [x["detection_classes"], x["detection_boxes"], x["detection_scores"],
                                        x["num_detections"]]
model = tf.keras.Model(inputs, output) # groepeer lagen tot model
```

Tabel 5.1 Alle operaties die terug te vinden zijn in het TensorFlow Faster-RCNN model en hun compatibiliteit met het ONNX en TFLite framework. De operaties van de ResNet50 backbone zijn in tabel 4.1 terug te vinden.

Operaties	TensorFlow $\rightarrow$TFLite	ONNX Opset
BroadcastTo	Ondersteund	8
ConcatV2	Ondersteund	1
Exp	Ondersteund	1
ExpandDims	Ondersteund	1
Fill	Ondersteund	7
Floor	Ondersteund	1
GatherV2	Ondersteund	1
Greater	Ondersteund	1
GreaterEqual	Ondersteund	1
Less	Ondersteund	1
LogicalAnd	Ondersteund	1
Minimum	Ondersteund	1
NonMaxSuppressionV5	Ondersteund	11
Range	Ondersteund	7
RealDiv	Samengevoegd	1
Relu6	Samengevoegd	1
Reshape	Ondersteund	1
ResizeBilinear	Ondersteund	7
SelectV2	Ondersteund	7
Shape	Ondersteund	1
Slice	Ondersteund	1
Softmax	Ondersteund	1
Split	Ondersteund	1
Squeeze	Samengevoegd	1
StridedSlice	Ondersteund	10
Sub	Ondersteund	1
Sum	Ondersteund	1
TopKV2	Ondersteund	1
Transpose	Ondersteund	1
Unpack	Ondersteund	1
Where	Ondersteund	9
ZerosLike	Ondersteund	1

5.1.3 Van PyTorch naar PyTorch Mobile

Het Faster-RCNN model uit de Torchvision bibliotheek kunnen we in Python op de vogende manier inladen.

```
model = torchvision.models.detection.fasterrcnn_resnet50_fpn(pretrained=True)
```

Dit model willen we converteren naar een model voor mobiel gebruik zoals we bij het ResNet50 herkenningssysteem gedaan hebben in 4.2.1. We kunnen echter geen gebruik maken van de `jit.trace` functie omdat deze geen control flow ondersteund zoals loops en if/else functies (3.3.3). De `jit.script` functie heeft deze limitaties niet en kan het Faster-RCNN model succesvol converteren. Na het converteren kunnen we de scriptmodule verder optimaliseren voor mobiel gebruik. Bij het opslaan van deze geöptimaliseerde scriptmodule voor mobiel gebruik crasht Google Colaborate zonder een boodschap. Vermits PyTorch mobile nog in zijn beta fase zit gebeurt er geen correcte foutafhandeling voor niet ondersteunde operaties. In plaats van het model op te slaan met de `_save_for_lite_interpreter` methode zoals bij de ResNet50 herkenner kunnen we het model opslaan als een standaard scriptmodule. Deze scriptmodule kunnen we echter niet verder optimaliseren voor mobiel gebruik. We kunnen het Faster-RCNN model op de volgende manier in Python converteren voor mobiel gebruik.

```
model.eval() # uitvoering modus
traced_script_module = torch.jit.script(model) # genereer scriptmodule
traced_script_module.to('cpu') # alle data naar cpu runtime
traced_script_module.save('./model.pt') # sla het model op
```

Deze scriptmodule kunnen we ook in android implementeren, maar hiervoor moeten we de android_pytorch bibliotheek importeren in plaats van de android_pytorch_lite bibliotheek. Het gegenereerde model kunnen we vervolgens met Java in Android studio implementeren.

```
Module model = Module.load(assetFilePath(MainActivity.this, "model.pt"));
// genereer een input tensor zonder normalisatie
float[] mean = new float[]{0.0f, 0.0f, 0.0f};
float[] std = new float[]{1.0f, 1.0f, 1.0f};
final Tensor input = TensorImageUtils.bitmapToFloat32Tensor(bitmap, mean, std);

// verminder input dimensie van [1,3,416,416] naar [3,416,416]
long shape[] = new long[]{3, 416, 416};
Tensor b = Tensor.fromBlob(input.getDataAsFloatArray(), shape);

// voer het model uit
IValue[] output2 = model.forward(IValue.listFrom(input)).toTuple();
```

Het TorchVision Faster-RCNN model verwacht geen input die genormaliseerd is volgens de standaard waarden zoals het ResNet50 model 4.2.1. Waardoor we de mean en std waarden zelf moeten initialiseren. Bij het uitvoeren van het script model krijgen we een fout dat de .nms opperatie niet wordt ondersteund. Could not find any similar ops to torchvision::nms. This op may not exist or may not be currently supported in TorchScript.
Dit is de non-maxima supression die ervoor zorgt dat de meeste optimale bounding box van een object overblijft. PyTorch geeft de mogelijkheid om de torchvision_ops bibliotheek te implementeren via Gradle. Bij het toevoegen van onderstaande code aan de `gradle.build` file in Android studio zouden al de Torchvision operaties geïmplementeerd moeten zijn.

```
implementation 'org.pytorch:pytorch_android:1.8.0'
implementation 'org.pytorch:pytorch_android_torchvision:1.8.0'
implementation 'org.pytorch:torchvision_ops:0.9.0'
```

Maar om gebruik te maken van deze torchvision_ops bibliotheek hebben we een model nodig van het Detectron2Go (Fac (2021)) framework. Hierbij krijgen we ook tijdens het importeren van deze bibliotheek steeds foutboodschappen dat bepaalde modules meerdere keren aanwezig zijn. De Torchvisions_ops bibliotheek importeert bepaalde modules die pytorch_android ook importeert.

We kunnen ook de Torchvision_ops bibliotheek die terug te vinden is in de Github repository van Torchvision implementeren in het Android studio project. Dit is een Android studio project dat als module kan worden ingeladen in het PyTorch object detectie project. Op deze manier kunnen we de Torchvision operaties wel implementeren in Android studio. Wel moet het PyTorch model volledig onder CPU runtime worden geconverteerd naar een TorchScript model. Als we niet in CPU runtime converteren krijgen we de volgende fout: com.facebook.jni.CppException: Could not run 'aten::empty_strided' with arguments from the 'CUDA' backend.
Op deze manier kunnen we succesvol een PyTorch Faster-RCNN model uitvoeren op een mobiel toestel.

5.1.4 Van PyTorch naar ONNX implementatie

Zoals bij het TensorFlow Faster-RCNN model is hier ook een minimale opset versie van 11 vereist. Voor PyTorch is bij een standaard opset de niet ondersteunde operatie de Pad operatie met de volgende error: RuntimeError: Unsupported: ONNX export of Pad in opset 9. The sizes of the padding must be constant. Please try opset version 11. Al de andere operaties van het Faster-RCNN model worden ondersteund in eerdere opset versies. De conversie naar ONNX gebeurt op dezelfde manier als de ResNet50 convertie voor PyTorch beschreven in 4.2.2. Bij het uitvoeren van het model in Android studio krijgen we een error dat het model te groot is: java.lang.OutOfMemoryError: Failed to allocate a 247754488 byte allocation with 16831896 free bytes and 16MB until OOM, target footprint 268435456, growth limit 268435456. Het uitvoeren van het ONNX model in Android studio lukt dus niet. Dit probleem kan mogelijks worden opgelost door de quantisatie optimalisatie toe te passen beschreven in 3.4.2.

5.1.5 Samenvatting

Voor de implementatie van een Faster-RCNN model moeten we rekening houden met enkele zaken. Bij het TensorFlow model zal de TFLiteConverter de groottes van de input en outputbuffers op 1 zetten. Om deze reden moeten we eerst de inputgrootte definiëren met onderstaande Python code voordat we het model converteren. Door de cast operatie toe te voegen is het model ook compatibel voor de ONNX implementatie in Android studio. Want de ONNX API voor Android studio ondersteunt het datatype Uint8 niet.

```
layer = hub.KerasLayer(hub_model)
```

```
inputs = tf.keras.Input(shape=[160,160,3], dtype=tf.float32)
x = tf.cast(inputs, dtype=tf.uint8)
x = layer(x)
output = [x["detection_classes"], x["detection_boxes"], x["detection_scores"],
                                        x["num_detections"]]
model = tf.keras.Model(inputs, output)
```

Dit model kunnen converteren naar TFLite zoals het ResNet50 model en via de TensorFlow Lite Interpreter API kunnen we het model uitvoeren in Android studio. Wel moeten we hier de output-buffers definiëren want de ouput is groter dan dat het TFLite model verwacht.

Het Pytorch Faster-RCNN model kan met onderstaande code geconverteerd worden naar een model dat uitvoerbaar is op een mobiel toestel. We kunnen het model niet verder optimaliseren voor mobiel gebruik omdat niet al de operaties ondersteund worden.

```
traced_script_module = torch.jit.script(model)
traced_script_module.to('cpu')
traced_script_module.save('./model.pt')
```

Het opgelsagen model kan in Android studio geïmplementeerd worden. Omdat niet al de operaties ondersteund worden moeten we eerst een torchvision_ops module toevoegen aan het Android studio project. Deze module is terug te vinden in Torchivision Github repository.

Voor ONNX kunnen we enkel het TensorFlow model implementeren in Android studio omdat de bestandsgrootte van het PyTorch model te groot is. Voor de conversie naar ONNX hebben is een minimum opset versie van 11 nodig omdat de NonMaxSuppressionV5 operatie pas vanaf deze opset versie wordt ondersteund. Dit model kan eenvoudig geconverteerd worden met het volgende CLI-commando.

```
python -m tf2onnx.convert --saved-model ./model --output model.onnx
```

5.2 YOLO naar mobiele implementatie

Een voorgetraind YOLO model is niet terug te vinden in de TorchVision biblitotheek of TensorFlow object detection API. We zullen zelf onze detector moeten definiëren en vervolgens de voorgetrainde YOLO gewichten moeten inladen. We kiezen de YOLOV3 architectuur omdat dit de laatste YOLO versie is voorgesteld door Redmon and Farhadi (2018). Voor de standaard YOLO architectuur met een Darknet backbone kunnen we de gewichten terugvinden op Redmon (2016) .

5.2.1 Van TensorFlow naar TFlite implementatie

Voor het definiëren van het YOLO model en het inladen van de voorgetrainde gewichten gebruiken we een script uit de volgende Github repository Anh (2021). Aan de hand van dit script kunnen we op een eenvoudige manier het model in Python inladen.

```
!wget https://pjreddie.com/media/files/yolov3.weights
```

```
model = make_yolov3_model()
weight_reader = WeightReader('yolov3.weights')
weight_reader.load_weights(model)
```

Het YOLO model levert al de mogelijke bounding boxes en classificatie voorspellingen. Waardoor we na het uitvoeren van het model nog de Non-maxima suppresion methode moeten uitvoeren zodat enkel de beste bounding box overblijven per object.

Het model kunnen we eenvoudig converteren naar een TFLite model zoals het ResNet50 model. Maar zoals bij het Faster-RCNN model wordt het input formaat tijdens het converteren [1, 1, 1, 3]. Ook hier moeten we het input formaat specifiek met het model meegeven. We kunnen er ook voor zorgen dat de output al in het juiste formaat staat zodat we dit niet in Android studio moeten implementeren.

```
inputs = tf.keras.Input(shape=[416,416,3], dtype=tf.float32)
output = model(inputs)
output[0] =  tf.reshape(output[0], (1, 13, 13, 3, 85))
output[1] =  tf.reshape(output[1], (1, 26, 26, 3, 85))
output[2] =  tf.reshape(output[2], (1, 52, 52, 3, 85))
model = tf.keras.Model(inputs, output)
```

Het gegenereerde model kan op dezelfde manier worden uitgevoerd als het Faster-RCNN model in Android studio beschreven in 5.1.1. Wel moet we nog de Non-Maxima supression stap zelf implementeren in Android studio.

5.2.2 Van TensorFlow naar ONNX implementatie

De conversie naar ONNX gebeurt op dezelfde manier als ResNet50 en Faster-RCNN. Er zijn geen limiterende operaties waardoor de standaard opset versie van 9 voldoende is voor de conversie. Maar omdat het ONNX model een bestandsgrootte heeft 236.28MB wat groter is dan het PyTorch Faster-RCNN model is het niet implementeerbaar in Android studio.

5.2.3 Van PyTorch naar PyTorch mobile implementatie

Voor het definiëren van het Yolo model en het inladen van de voorgetrainde gewichten gebruiken we een script uit de volgende Github repositorie Kathuria (2022) . Aan de hand van dit script kunnen we op een eenvoudige manier het model inladen. De volgende Python code zal het model laden en converteren voor mobiel gebruik.

```
model = Darknet("/content/YOLO_v3_tutorial_from_scratch/cfg/yolov3.cfg")
model.load_weights("/content/yolov3.weights")

im = Image.open("/path_naar_afbeelding").resize((416, 416))
convert_tensor = torchvision.transforms.ToTensor()(im) # converteer naar tensor
b = convert_tensor.unsqueeze(0) # voeg een dimensie toe aan input

model.eval()
```

```
traced_script_module = torch.jit.trace(model, b)
traced_script_module_optimized = optimize_for_mobile(traced_script_module)
traced_script_module_optimized._save_for_lite_interpreter("./model_s.ptl")
```

Zoals we in de resultaten zullen zien zal de `optimize_for_mobile` functie de bestandsgrootte sterk doen dalen. Dit komt doordat de meeste PyTorch implementaties van YOLO de verschillende lagen in een lijst bewaren. Op deze manier kunnen we vervolgens de gewichten inlezen en elk element in de lijst itereren zodat we voor elke laag de gewichten kunnen configureren. Al deze gegevens worden tijdens runtime bewaard, bij het uitvoeren van het model zal de forward functie van het model deze lijst itereren en elke laag uitvoeren. Bij het uitvoeren van de `jit.trace` functie zal de forward functie van het model opnieuw worden uitgevoert. De `jit.trace` functie houdt enkel rekening met de gegevens in de classe die het netwerk definiëert. In deze klasse zijn niet de verschillende lagen gedefiniëert maar enkel een lijst die deze lagen bevat. Hierdoor registreert de trace functie de lijst met de verschillende lagen als een lijst waar telkens een constante waarde wordt uitgehaald. Als gevolg hiervan zal het torchscript model altijd hetzelfde resultaat produceren. Om dit op te lossen zouden we het YOLO model zelf kunnen definiëren in één klasse en vervolgens zelf trainen. Of een methode vinden waarbij we de gewichten kunnen inladen zonder de operaties in een lijst te plaatsen.

5.2.4 Van PyTorch naar ONNX implementatie

Het PyTorch model kunnen we op dezelfde manier converteren als het ResNet50 en Faster-RCNN model zoals we hebben gezien in 4.2.2. Hierbij is een opset versie van 11 vereist omdat de operatie index_put pas ondersteund is vanaf opset versie 11. Maar na de conversie is de megegeven input leeg waardoor we onnxruntime niet kunnen uitvoeren omdat we de input niet kunnen meegeven. Dit is omdat bij het uitvoeren van onnxruntime er altijd een input met een naam moet worden meegegeven. Als we het model in Netron (Roeder (2022)) openen zien we dat er geen input is. Het gegenereerde ONNX model is een gesloten model dat slechts één output produceert. De oorzaak hiervan is hetzelfde als bij het converteren naar PyTorch Mobile.

5.2.5 Samenvatting

De YOLO detector kunnen we enkel via TensorFlow in een mobiele omgeving implementeren. We configureren het model en laden de YOLO gewichten in via de manier die voorgesteld is door Anh (2021). Om ervoor te zorgen dat de TFLiteConverter de inputgrootte niet op 1 zet moet we deze eerst specifiëren via de volgende Python code. We zorgen er ook voor dat de output al in het juiste formaat staat zodat we deze stappen niet meer moeten implementeren in Android studio.

```
inputs = tf.keras.Input(shape=[416,416,3], dtype=tf.float32)
output = model(inputs)
output[0] =  tf.reshape(output[0], (1, 13, 13, 3, 85))
output[1] =  tf.reshape(output[1], (1, 26, 26, 3, 85))
output[2] =  tf.reshape(output[2], (1, 52, 52, 3, 85))
model = tf.keras.Model(inputs, output)
```

Zoals bij Faster-RCNN kunnen we dit model op de standaard manier converteren naar TFLite. Vervolgens kunnen we dit model implementeren via de TensorFlow Lite Interpreter API.

Hoofdstuk 6

Resultaten

We zullen de resultaten bespreken van bestandsgrootte, uitvoeringssnelheid en accuraatheid bespreken voor de ResNet50, Faster-RCNN en YOLO architectuur.

6.1 De bestandsgrootte van de verschillende modellen

Tabel 6.1 De bestandsgrootte van de verschillende modellen

Framework	Architectuur	Standaard model	Mobiel model	ONNX model
TensorFlow				
	ResNet50	98.3MB	97.45MB	97.44MB
	Faster-RCNN	115.48MB	110.37MB	111.88MB
	YOLO	237.17MB	236.27MB	236.28MB
PyTorch				
	ResNet50	97.81MB	97.44MB	97.4MB
	Faster-RCNN	159.8MB	159.94MB	159.59MB
	YOLO	236.72MB	/	/

In tabel 6.1 zien we de bestandsgrootte van de verschillende modellen nadat ze zijn ingeladen en geconverteerd. We hebben geen extra optimalisatie technieken toegepast, de enige optimalisaties zijn de default optimalisatie uitgevoerd door de converters. We zien dat de optimalisaties uitgevoerd tijdens de conversie geen grote in invloed heeft op de bestandsgrootte. Het YOLO model dat naar TFLite wordt geconverteerd ondervindt de grootste invloed met een reductie van ongeveer 1MB in bestandsgrootte. We kunnen ook duidelijk zien dat de bestandsgrootte bij detectiesystemen aanzienlijk toeneemt. We kunnen geen duidelijk onderscheid maken voor welk framework de beste optimalisaties uitvoert tijdens de conversie. Voor het PyTorch YOLO model hebben we geen resultaten voor het mobiel en ONNX model omdat we dit niet succesvol hebben converteren. De reden waarom de verschillen in bestandsgroottes zo weinig verschillen is omdat TensorFlow en PyTorch deze modellen al heeft geoptimaliseerd voor deze ter beschikking te stellen aan het publiek.

6.2 De uitvoersnelheid van de verschillende modellen

De uitvoeringssnelheid is getest in Google Colaboratory met een CPU runtime en als mobiel toestel hebben we de Xiaomi T9 genomen. Deze resultaten zijn enkel voor de uitvoering van het model zonder het verwerken van de input en output data. We hebben elk model 50 keer uitgevoerd en hiervan telkens de gemiddelde snelheid genomen.

Tabel 6.2 De uitvoersnelheid van de verschillende modellen in Google Colaboratory en in de mobiele omgeving. Als mobiele omgeving gebruiken we de Xiaomi T9.

Framework	Architectuur	Standaard	Mobiel Colab	Mobiel T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow						
	ResNet50	0.276s	0.405s	0.356s	0.106s	0.394s
	Faster-RCNN	3.617s	5.91s	8.33s	4.774s	12.388s
	YOLO	2.545s	2.220s	2.47s	0.107s	/
PyTorch						
	ResNet50	0.262s	0.390s	0.303s	0.129s	0.414s
	Faster-RCNN	4.707s	5.119s	11.194s	4.065s	/
	YOLO	1.441s	/	/	/	/

Het eerste wat ons opvalt in tabel 6.2 is dat detectiesystemen trager worden uitgevoerd. We zien dit vooral bij de Faster-RCNN detector waarbij het TFlite model de beste resultaten heeft op het mobiele toestel. Het TFLite Faster-RCNN model produceert na gemiddeld 8 seconden pas een resultaat. Voor eenvoudige architecturen zoals ResNet50 zien we ook dat het mobiel model beter presteert op het mobiel toestel. Zoals eerder besproken zien we ook dat Faster-RCNN als two-stage detector trager een resultaat levert dan YOLO als one-stage detector. We zien dat voor mobiel gebruik PyTorch de snelste resultaten levert bij de ResNet50 architectuur. Voor de Faster-RCNN architectuur zien we dat TensorFlow de beste resultaten levert. Voor het PyTorch YOLO model hebben we niet succesvol kunnen converteren naar ONNX en PyTorch Mobile.

6.3 De accuraatheid van de verschillende modellen

Voor de evaluatie hebben we gebruik gemaakt van de ImagenetV2-matched-frequency dataset (Recht et al. (2019)). Deze dataset bestaat uit 10.000 afbeeldingen die onafhankelijk zijn van de meeste modellen. We zullen de top-1 accuraatheid evalueren voor de verschillende ResNet50 modellen. Hierbij gaan we voor elke voorspelling in de dataset de label met de hoogste score vergelijken met de label die we verwachten. Hierbij zien we dat enkel bij het PyTorch ONNX model de accuraatheid daalt. In elke andere situatie blijft de accuraatheid van het model hetzelfde.

Voor de evaluatie van de detectiesystemen hebben we de COCO 2017 evaluatie dataset genomen die uit 5.000 afbeeldingen bestaat. We zullen de modellen evalueren aan de hand van de mAP beschreven in 2.2.3.

In tabel 6.4 is te zien dat voor de twee frameworks de conversie geen invloed heeft op de accu-

Tabel 6.3 Top 1 accuraatheid voor het standaard, mobiel en ONNX model.

Framework	Standaard model	Mobiel model	ONNX model
TensorFlow	37.1%	37.1%	37.1%
PyTorch	17%	17%	10.4%

raatheid. Het standaard model, het mobiel model en het ONNX model geven hetzelfde resultaat bij zowel TensorFlow als PyTorch. Als test data hebben we de COCO 2017 dataset genomen en de mean avarage precision bepaalt met iou $>$0.5.

Tabel 6.4 Mean avarage precision van de modellen uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9.

Framework	Architectuur	mAP Standaard model	mAP Mobiel model	mAP ONNX model
TensorFlow				
	Faster-RCNN	0.8	0.8	0.8
	YOLO			
PyTorch				
	Faster-RCNN	0.8	0.8	0.8
	YOLO			

6.4 Conclusie

We zien dat voor herkenningssystemen er zeer goede ondersteuning is voor de implementatie van een bestaand model op een mobiel platform. Voor ResNet50 zien we dat het PyTorch model sneller wordt uitgevoerd in een mobiele omgeving. Maar bij de meer complexe detectiesystemen zien we dat voor PyTorch bepaalde operaties op een alternatieve manier geïmporteerd moeten worden in Android studio. Een oorzaak hiervan is dat PyTorch mobile officieel nog in een betafase zit waardoor er een beperkte ondersteuning is voor een aantal operaties in een mobiele omgeving. In de toekomst zullen er waarschijlijk steeds meer operaties ondersteund worden voor mobiel gebruik. We zien ook een vertraging bij de uitvoering van het PyTorch Faster-RCNN model waardoor het TensorFlow model een snellere uitvoering heeft.

We hebben ook gezien dat de optimalisaties tijdens de conversie naar een mobiel model weinig invloed hebben op de bestandsgrootte. Een mogelijke oorzaak is dat het PyTorch en TensorFlow framework al optimalisaties hebben uitgevoerd voor deze beschikbaar te stellen voor het publiek.

Het ONNX framework ondersteunt de meeste operaties bij het uitvoeren van conversie vanuit TensorFlow en PyTorch met een standaard opset versie van 9. Er zijn enkele operaties die pas in latere opset versies ondersteuning hebben zoals de NonMaxSuppressionV5 operatie. Ook kan het voorvallen dat sommige operaties wel worden ondersteund door ONNX maar op een gelimiteerde manier. Bij elke ONNX versie zal het framework bestaande operaties updaten waardoor sommige operaties pas volledig compatibel zijn in latere opset versies. Hierdoor kan het dus zijn dat een operatie ondersteund sinds opset versie 1 toch een opset versie 11 nodig heeft. ONNX is

ideaal om modellen naar een ander framework te converteren, maar voor mobiel gebruik bieden TensorFlow en PyTorch een betere oplossing. In de situaties die wij zijn tegengekomen heeft zowel PyTorch als TensorFlow een betere uitvoeringssnelheid op een mobiel apparaat. We hebben ook ondervonden dat er tussen een bestandsgrootte van 111,88MB en 159,59MB een grens ligt voor de implementatie van een ONNX model in Android studio.

Als we naar de evaluatie resultaten kijken zien we dat dat de conversie weinig invloed heeft op de accuraatheid van het model. In vrijwel elke situatie bleef de accuraatheid na conversie gelijk, in veel gevallen was de output zelfs identiek. De enige uitzondering hierbij is de ONNX conversie vanuit PyTorch voor het ResNet50 model, daar kregen we een daling in accuraatheid.

We kunnen dus concluderen dat TensorFlow een groter aantal operaties ondersteuning geeft voor conversie naar een mobiel formaat. Wel biedt de TFLiteConverter geen volledige ondersteuning voor complexere architecturen waardoor het formaat van de outputbuffers op één wordt gezet. ONNX geeft ons veel mogelijkheden en ondersteund veel operaties, maar biedt een mindergoede ondersteuning in een mobiele omgeving. De uitvoeringssnelheid voor ONNX is minder snel dan PyTorch en TensorFlow in een mobiele omgeving. Er is duidelijk ook een limiet op de bestandsgrootte van het model voor de implementatie in android studio.

We zien dat zonder extra optimalisaties de bestandsgrootte boven de 150MB kan gaan en de uitvoeringssnelheid meer dan 10 seconden kan bedragen in bepaalde situaties. Voor real-time toepassingen kan dit een groot probleem vormen als we 10 seconden op een resultaat moet wachten. Om dit probleem op te lossen zouden we voor toekomstige studies extra optimalisatie technieken kunnen toepassen zoals kwantisatie en weight sharing. We zouden in de toekomst ook de prestatie kunnen verbeteren met hardwareversnellingen waarbij we de operaties niet alleen op de CPU uitvoeren maar ook op de GPU.

Bibliografie

(2021). facebookresearch/detectron2. https://github.com/facebookresearch/detectron2.

Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Goodfellow, I., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jia, Y., Jozefowicz, R., Kaiser, L., Kudlur, M., Levenberg, J., Mané, D., Monga, R., Moore, S., Murray, D., Olah, C., Schuster, M., Shlens, J., Steiner, B., Sutskever, I., Talwar, K., Tucker, P., Vanhoucke, V., Vasudevan, V., Viégas, F., Vinyals, O., Warden, P., Wattenberg, M., Wicke, M., Yu, Y., and Zheng, X. (2015). TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems. Software available from tensorflow.org.

Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Irving, G., Isard, M., Kudlur, M., Levenberg, J., Monga, R., Moore, S., Murray, D. G., Steiner, B., Tucker, P., Vasudevan, V., Warden, P., Wicke, M., Yu, Y., and Zheng, X. (2016). TensorFlow: A system for large-scale machine learning.

Android (2021). Neural Networks API | Android NDK. https://developer.android.com/ndk/guides/neuralnetworks?hl=nl.

Anh, H. N. (2021). YOLO3 (Detection, Training, and Evaluation). https://github.com/experiencor/keras-yolo3.

Apple (2018). Core ML | Apple Developer Documentation. https://developer.apple.com/documentation/coreml.

Chollet, F. et al. (2015). Keras. https://github.com/fchollet/keras.

Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., and Fei-Fei, L. (2009). Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 248–255. Ieee.

Duan, K., Bai, S., Xie, L., Qi, H., Huang, Q., and Tian, Q. (2019). CenterNet: Keypoint Triplets for Object Detection.

EAVISE (2020). EAVISE / brambox. https://gitlab.com/EAVISE/brambox.

Febvay, M. (2020). Low-level Optimizations for Faster Mobile Deep Learning Inference Frameworks. In *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, pages 4738–4742, Seattle WA USA. ACM.

Geiger, A., Lenz, P., Stiller, C., and Urtasun, R. (2013). Vision meets robotics: The kitti dataset. *International Journal of Robotics Research (IJRR)*.

Google (2014). FlatBuffers: Memory efficient Serialization Library. https://google.github.io/flatbuffers/.

Google (2021). Protocol Buffers - Google's data interchange format. https://github.com/protocolbuffers/protobuf.

Han, S., Mao, H., and Dally, W. J. (2016). Deep Compression: Compressing Deep Neural Networks with Pruning, Trained Quantization and Huffman Coding.

He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2015). Deep residual learning for image recognition.

Jiang, X., Hadid, A., Pang, Y., Granger, E., and Feng, X. (2019). *Deep Learning in Object Detection and Recognition, edited by Xiaoyue Jiang, Abdenour Hadid, Yanwei Pang, Eric Granger, Xiaoyi Feng.* Springer Singapore : Imprint: Springer, Singapore, 1st ed. 2019. edition.

Kathuria, A. (2022). A PyTorch implementation of a YOLO v3 Object Detector. https://github.com/ayooshkathuria/pytorch-yolo-v3. original-date: 2018-04-06T21:55:48Z.

Khan, J. (2020). MACE: Deep learning optimized for mobile and edge devices. https://heartbeat.comet.ml/mace-deep-learning-optimized-for-mobile-and-edge-devices-5e6941cc0533.

Koehrsen, W. (2018). Neural Network Embeddings Explained. https://towardsdatascience.com/neural-network-embeddings-explained-4d028e6f0526.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2017). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Commun. ACM*, 60.

Li, S., Zhao, Y., Varma, R., Salpekar, O., Noordhuis, P., Li, T., Paszke, A., Smith, J., Vaughan, B., Damania, P., and Chintala, S. (2020). PyTorch distributed: experiences on accelerating data parallel training. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 13(12):3005–3018.

Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., and DollÃ¡r, P. (2018). Focal Loss for Dense Object Detection.

Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Bourdev, L., Girshick, R., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Zitnick, C. L., and DollÃ¡r, P. (2015). Microsoft coco: Common objects in context.

Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., and Berg, A. (2016). SSD: Single Shot MultiBox Detector. volume 9905, pages 21–37.

Luo, C., He, X., Zhan, J., Wang, L., Gao, W., and Dai, J. (2020). Comparison and Benchmarking of AI Models and Frameworks on Mobile Devices.

Ma, H., Gou, J., Wang, X., Ke, J., and Zeng, S. (2017). Sparse coefficient-based k -nearest neighbor classification. *IEEE Access*, 5.

ONNX (2017). ONNX Tutorials. https://github.com/onnx/tutorials.

ONNX (2019). ONNX Runtime (ORT). https://onnxruntime.ai/docs/.

ONNX (2021). tf2onnx - Convert TensorFlow, Keras, Tensorflow.js and Tflite models to ONNX. https://github.com/onnx/tensorflow-onnx/blob/42e800dc2945e5cadb9df4f09670f2e20eb6d222/support_status.md.

Paszke, A., Gross, S., Chintala, S., and Chanan, G. (2017). PyTorch. https://www.PyTorch.org.

PyTorch (2021). pytorch/aten/src/ATen/native at master Â· pytorch/pytorch. https://github.com/pytorch/pytorch.

Recht, B., Roelofs, R., Schmidt, L., and Shankar, V. (2019). Do imagenet classifiers generalize to imagenet? In *International Conference on Machine Learning*, pages 5389–5400.

Redmon, J. (2013–2016). Darknet: Open source neural networks in c. http://pjreddie.com/darknet/.

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 779–788. ISSN: 1063-6919.

Redmon, J. and Farhadi, A. (2018). Yolov3: An incremental improvement. https://arxiv.org/abs/1804.02767.

Ren, S., He, K., Girshick, R., and Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. http://arxiv.org/abs/1506.01497.

Roeder, L. (2022). lutzroeder/netron. https://github.com/lutzroeder/netron. original-date: 2010-12-26T12:53:43Z.

Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., and Chen, L.-C. (2019). MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks.

Simonyan, K. and Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. https://arxiv.org/abs/1409.1556.

Tan, M., Pang, R., and Le, Q. V. (2020). EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection.

FACULTEIT INDUSTRIËLE INGENIEURSWETENSCHAPPEN
CAMPUS DE NAYER SINT-KATELIJNE-WAVER
J. De Nayerlaan 5
2860 SINT-KATELIJNE-WAVER, België
tel. + 32 15 31 69 44
iiw.denayer@kuleuven.be
www.iiw.kuleuven.be