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

Het voorwoord vul je persoonlijk in met een appreciatie of dankbetuiging aan de mensen die je hebben bijgestaan tijdens het verwezenlijken van je masterproef en je hebben gesteund tijdens je studie.

Samenvatting

De (korte) samenvatting, toegankelijk voor een breed publiek, wordt in het Nederlands geschreven en bevat **maximum 3500 tekens**. Deze samenvatting moet ook verplicht opgeladen worden in KU Loket.

Abstract

Het extended abstract of de wetenschappelijke samenvatting wordt in het Engels geschreven en bevat **500 tot 1.500 woorden**. Dit abstract moet **niet** in KU Loket opgeladen worden (vanwege de beperkte beschikbare ruimte daar).

Keywords: Voeg een vijftal keywords in (bv: Latex-template, thesis, ...)

Inhoudsopgave

Voorwoord iii

Samenvatting iv

Abstract v

Inhoud viii

Figurenlijst x

Tabellenlijst xi

Symbolenlijst xii

Lijst met afkortingen xiii

1 Situering en doelstelling 1

1.1 Situering . . . 1

1.2 Probleemstelling . . . 2

1.3 Doelstellingen . . . 2

2 Herkenning en Detectie Algemeen 3

2.1 Deep learning-gebaseerde herkenningssystemen . . . 3

2.1.1 Herkenning . . . 3

2.1.2 Convolutioneel neuraal netwerk (CNN) . . . 4

2.1.3 Trainen van een CNN . . . 6

2.1.4 Transfer Learning . . . 7

2.1.5 ResNet50 . . . 7

2.2 Deep learning-gebaseerde detector . . . 8

2.2.1 Two-stage detector . . . 8

2.2.2 One-stage detector . . . 9

3 Implementatie van Herkenning en detectie op mobiel platform 12
3.1 Frameworks . . . 12
3.1.1 TensorFlow . . . 13
3.1.2 PyTorch . . . 13
3.2 Open Neural Network Exange (ONNX) . . . 13
3.2.1 TensorFlow naar ONNX conversie . . . 14
3.2.2 PyTorch naar ONNX conversie . . . 15
3.3 Frameworks voor mobiele implementatie . . . 16
3.3.1 TensorFlow Lite (TFLite) . . . 16
3.3.2 TensorFlow.js . . . 18
3.3.3 PyTorch Mobile . . . 19
3.3.4 Onnxruntime . . . 20
3.3.5 ONNX.js . . . 21
3.3.6 CoreML . . . 21
3.3.7 Gerelateerd werk . . . 22
3.4 Optimalisaties van neurale netwerken voor snelheid en bestandgrootte . . . 22
3.4.1 Pruning . . . 22
3.4.2 Parameter kwantisatie . . . 23
3.4.3 Weight Clustering . . . 23
3.4.4 Convolutionele filter compressie en matrix factorisatie . . . 24

4 Compatibiliteit van herkenningssystemen 25
4.1 Van TensorFlow naar mobiel framework . . . 25
4.1.1 TensorFlow Lite implementatie . . . 25
4.1.2 ONNX implementatie . . . 26
4.2 Van PyTorch naar mobiele implementatie . . . 27
4.2.1 PyTorch Mobile implementatie . . . 27
4.3 Conclusie . . . 28
4.3.1 ONNX implementatie . . . 29
4.4 ResNet50 resultaten . . . 29

5 Compatibiliteit van detectie systemen 31
5.1 Faster-RCNN naar mobiel mobiele implementatie . . . 31
5.1.1 Van TensorFlow naar TFLite implementatie . . . 31
5.1.2 Van TensorFlow naar ONNX implementatie . . . 34
5.2 Van PyTorch naar mobiele implementatie . . . 34

5.2.1 Van PyTorch naar PyTorch Mobile 34
5.2.2 Van PyTorch naar ONNX implementatie 37
5.2.3 Faster-RCNN resultaten 37
5.3 YOLO naar mobiele implementatie 37
5.3.1 Van TensorFlow naar TFlite implementatie 38
5.3.2 Van TensorFlow naar ONNX implementatie 38
5.3.3 Van PyTorch naar PyTorch mobile implementatie 38
5.3.4 Van PyTorch naar ONNX implementatie 38
5.3.5 YOLO resultaten 38

A Uitleg over de appendices **43**

Lijst van figuren

2.1 Voorbeeld van embedding space voor boek genres. 4
2.2 CNN met twee convolutie lagen en twee pooling lagen en één fully-connected laag . 4
2.3 Convolutielaag waarbij een filter wordt herleid tot een output feature. 5
2.4 ReLu, waarbij het maximum wordt genomen van 0 en de input waarde. 5
2.5 Max pooling waarbij er verder wordt gegaan met de maximum waarde in een 2x2 regio. 6
2.6 ResNet50 architectuur. 7
2.7 De bovenste blok is de ID blok van de ResNet50 architectuur. De onderste is de Convolutieblok van de ResNet50 architectuur 8
2.8 Faster R-CNN 9
2.9 YOLO waarbij de input is opgedeeld in een S x S rooster. En waarbij bounding box voorspellingen zijn gedaan. 10
2.10 One-stage detector met VGG als backbone, elke feature map met een verschillende schaal wordt geëvalueerd. 11

3.1 Een weergave van de voornaamste frameworks die naar ONNX kunnen exporten en die een ONNX model kunnen importeren. 14
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 client toestel waar er gebruik gemaakt kan worden van verschillende hardware componenten 18
3.3 CNN voor en na pruning 23
3.4 kwantisatie van twee floating piont variabelen die worden omgezet naar twee fixed point variabelen met een gemeenschappelijke exponent. 24
3.5 Weight clustering: links zijn allemaal verschillende gewichten en na het het uitvoeren van weight clustering zijn er in de matrix pointers terug te vinden die wijzen kunnen wijzen naar vier verschilende waarden. 24

4.1 ResNet50 convolutieblok voor en na TFLite conversie. BatchNorm en ReLu zijn hierbij samengevoegd met de Conv2D opperaties. 26

Lijst van tabellen

4.1 Alle operaties die terug te vinden zijn in het ResNet50 model en hun compatibiliteit met andere frameworks . . . 28
4.2 Alle operaties die terug te vinden zijn in het ResNet50 model en hun compatibiliteit met andere frameworks . . . 28
4.3 Binaire grootte van al de ResNet50 modellen . . . 29
4.4 Uitvoer snelheid van de modellen in Google Colab en voor de mobiele toepassingen gebruiken we de Xiaomi T9. . . . 30
4.5 Top 1 accuraatheid van de standaard en modellen voor mobiel gebruik. De modellen zijn uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9. . . . 30

5.1 Alle operaties die terug te vinden zijn in het Faster-RCNN model en hun compatibiliteit met andere frameworks. De operaties van de ResNet50 backbone zijn in tabel 4.1 terug te vinden. . . . 35
5.2 Binaire grootte van al de Faster-RCNN modellen . . . 37
5.3 Uitvoer snelheid van de modellen in Google Colab en voor de mobiele toepassingen gebruiken we de Xiaomi T9. . . . 37
5.4 Top 1 accuraatheid van de standaard en modellen voor mobiel gebruik. De modellen zijn uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9. . . . 37
5.5 Binaire grootte van al de YOLO modellen . . . 38
5.6 Uitvoer snelheid van de modellen in Google Colab en voor de mobiele toepassingen gebruiken we de Xiaomi T9. . . . 39
5.7 Top 1 accuraatheid van de standaard en modellen voor mobiel gebruik. De modellen zijn uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9. . . . 39

Lijst van symbolen

Maak een lijst van de gebruikte symbolen. Geef het symbool, naam en eenheid. Gebruik steeds SI-eenheden en gebruik de symbolen en namen zoals deze voorkomen in de hedendaagse literatuur en normen. De symbolen worden alfabetisch gerangschikt in opeenvolgende lijsten: kleine letters, hoofdletters, Griekse kleine letters, Griekse hoofdletters. Onderstaande tabel geeft het format dat kan ingevuld en uitgebreid worden. Wanneer het symbool een eerste maal in de tekst of in een formule wordt gebruikt, moet het symbool verklaard worden. Verwijder deze tekst wanneer je je thesis maakt.

b	Breedte	$[mm]$
A	Oppervlakte van de dwarsdoorsnede	$[mm^2]$
c	Lichtsnelheid	$[m/s]$

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
R-CNN 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

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 een aantal toepassingen waarbij de foto eerst genomen moet worden en vervolgens door een computer geanalyseerd moet worden. Dit is omdat huidige herkenningsystemen en detectiesystemen veel rekenwerk en geheugen vragen, het volgende voorbeeld is een mogelijke use-case.

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 response tijd omdat de applicatie niet meer moet wachten op het antwoord van het neuraal netwerk dat in de cloud wordt uitgevoerd. De data blijft dan 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 beperkt geheugen en beperkte rekenkracht. In deze masterproef wordt er onderzocht hoe het rekenwerk beperkt kan worden, zodat het resultaat real-time geleverd kan worden. We gaan ook onderzoeken hoe alle data efficiënt kan worden opgeslagen op het toestel.

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 herkenningnetwerk 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 optimaliseren van een bestaand neuraal netwerk en het model omzetten naar een mobiele implementatie. We gaan ervan uit dat in deze masterproef het model van het neuraal netwerk reeds gemodelleerd en getraind is.

1.3 Doelstellingen

Het uiteindelijke doel van deze masterproef is er voor zorgen dat een bestaand deep learning model aangepast kan worden, zodat dit real-time resultaten kan geven op een mobiel apparaat. 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 en optimalisatietechnieken die ervoor kunnen zorgen dat bestaande modellen mogelijk kunnen uitgevoerd worden op een mobiel apparaat.
- gevonden technieken testen en analyseren voor verschillende frameworks en neurale netwerken met als uiteindelijke resultaat een werkend prototype te ontwikkelen.

Hoofdstuk 2

Herkenning en Detectie Algemeen

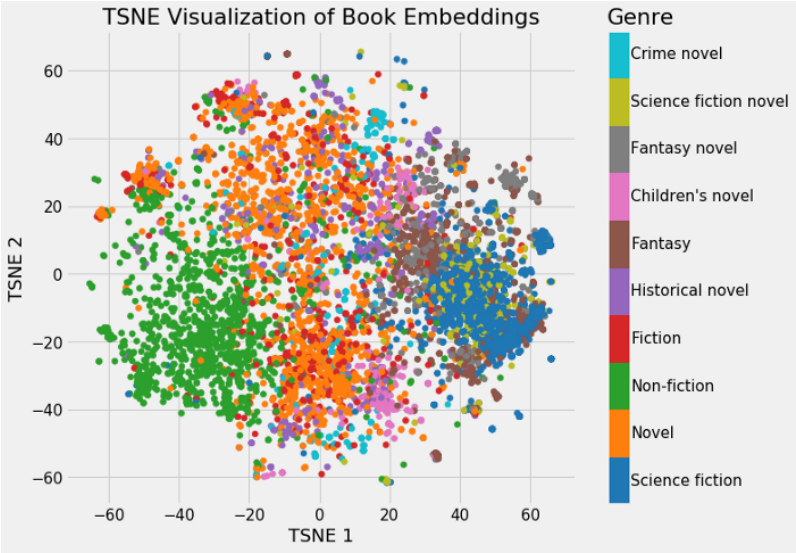
2.1 Deep learning-gebaseerde herkenningssystemen

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 afbeeldingen omzet in features. Er moet een database zijn met daarin de gegevens van de objecten die men wil herkennen. Vervolgens hebben 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 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. De 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

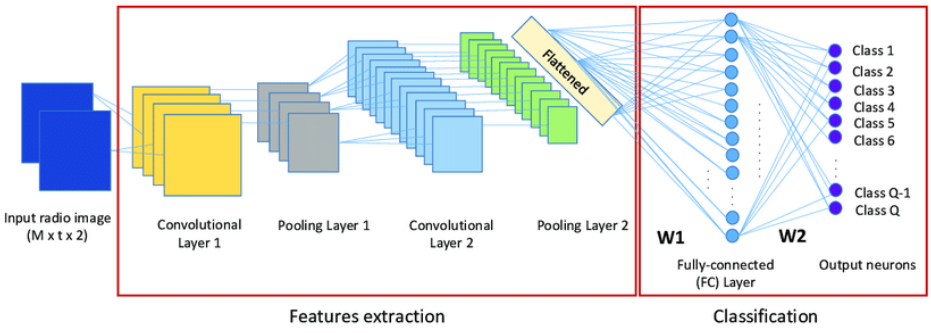
het herkennen van een afbeelding gaan we in de grafiek naar de K dichtsbijzijnde buren kijken van de query.



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

2.1.2 Convolutioneel neuraal netwerk (CNN)

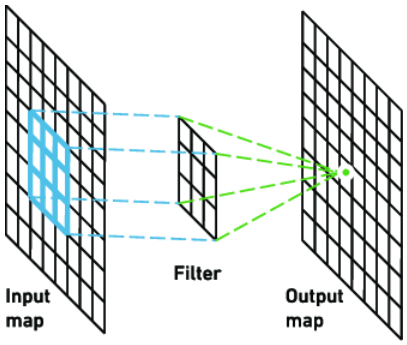
De belangrijkste bouwsteen van een herkenningssysteem is een getraind CNN. In deze paragraaf bespreken we het CNN en zijn verschillende bouwstenen beschreven door Jiang et al. (2019). Figuur 2.2 is een voorbeeld van een CNN en zijn verschillende onderdelen.



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

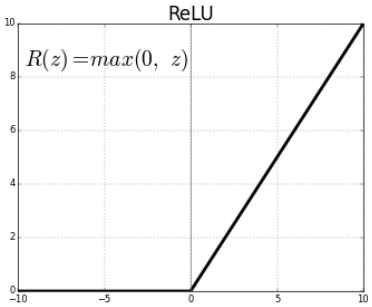
Het belangrijkste deel van een CNN zijn de convolutielagen (figuur 2.3). Bij een convolutielaag wordt een kernel/filter over de input geschoven om features te bepalen. Een kernel bestaat uit een set van gewichten die met de input worden vermenigvuldigd. Deze actie wordt de convolutie genoemd. Al de pixels 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 een filter wordt herleid tot een output feature.

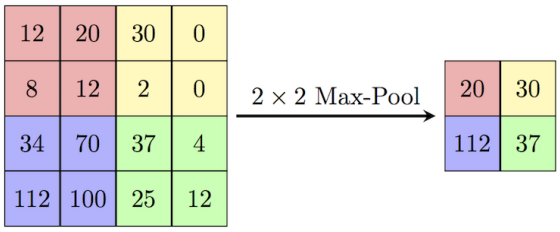
Na elke convolutielaag komt een niet lineaire activatie functie. De niet lineare activatie functie zorgt ervoor dat het CNN niet herleid kan worden tot één convolultielaag die geen high-level features kan extraheren. De meest gebruikte functie hiervoor is de rectified linear unit (ReLu) (figuur 2.4). 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 verminderd 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: Max pooling 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.

$$gradient = d(loss)/d(gewicht) \tag{2.1}$$

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.

$$gewicht = oud\_gewicht - (learningrate * gradient) \tag{2.2}$$

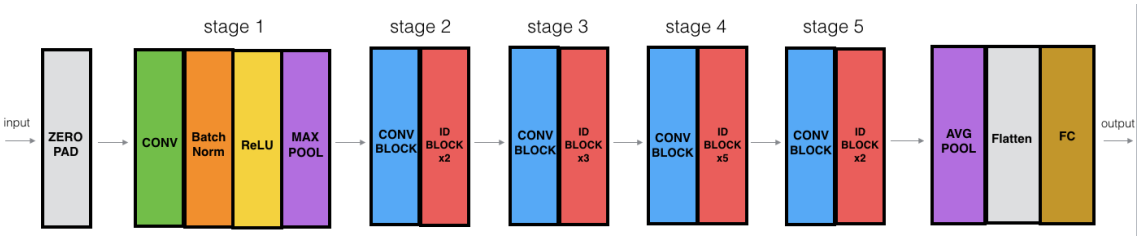
Hoe kleiner de learning rate hoe langer het trainen van een CNN duurt. Een te grote learning rate kan echter resulteren in een slecht getraind netwerk, omdat de veranderingen op de gewichten dan te groot zijn om een beter resultaat te krijgen.

2.1.4 Transfer Learning

Bij transfer learning (Geiger et al. (2013)) wordt er verder gebouwd op een model dat reeds getrained is. Hierbij maakt men gebruik van een basismodel waarvan de toepassing gerelateerd is aan de gewenste toepassing. Bijvoorbeeld een model waarmee we dieren dieren kunnen herkennen gebruiken we als basis voor een model dat hondenrassen herkent. Op dit basismodel kan er verdergetraind 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

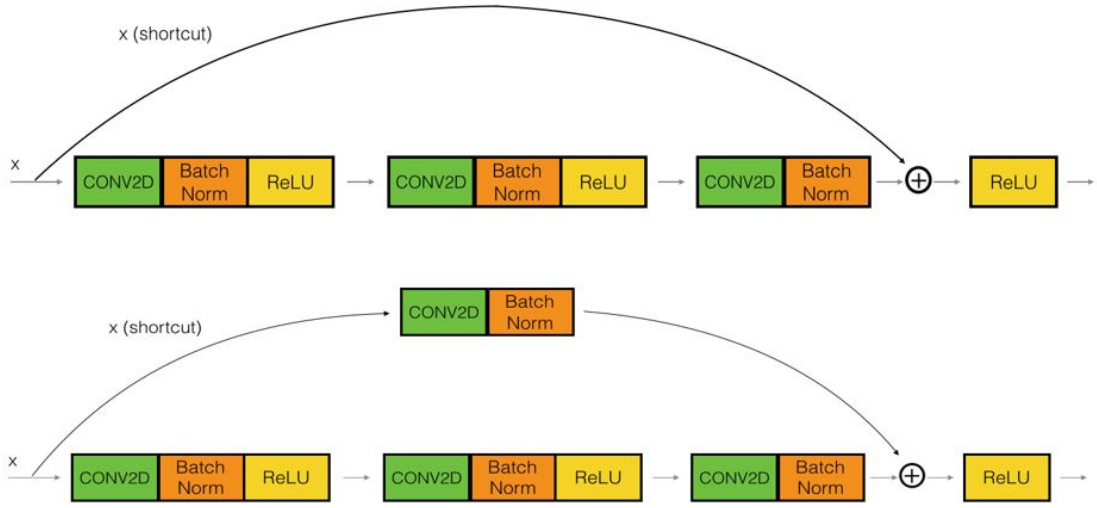
Het herkenningnetwerk dat we willen implementeren in deze masterproef is de ResNet50 architectuur. He et al. (2015) heeft vastgesteld dat als het aantal lagen van een CNN toeneemt dat op een bepaald moment de training accuraatheid daalt. Dit verschijnsel noemt men de vanishing gradient. In paragraaf 2.1.3 hebben we besproken hoe we de gradient kunnen berekenden tijdens het trainen van een CNN. Voor elke laag in het CNN moet de gradient 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 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 geconecteerd die x aantal lagen verder ligt. Op deze manier worden de gradienten per laag niet meer kleiner. ResNet50 bestaat uit 50 convolutie lagen waarbij er een skip connection plaatsvindt per 3 lagen. De resnet50 architectuur is opgebouwd uit ResNet blokken die bestaan uit 3 convolutie lagen en 1 skip connection.



Figuur 2.6: ResNet50 architectuur.

In figuur 2.6 is het standaard ResNet50 netwerk te zien. In deze figuur kunnen we de voornaamste opperaties terug vinden die in het netwerk gebruikt worden. Ook vinden we in deze architectuur

2 verschillende ResNet blokken terug: de ID-blok en de convolutie blok. In figuur 2.7 zien we de 2 verschillende blokken en hun opperaties 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 opperaties worden uitgevoerd tijdens de skip connections. Deze twee extra opperaties 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

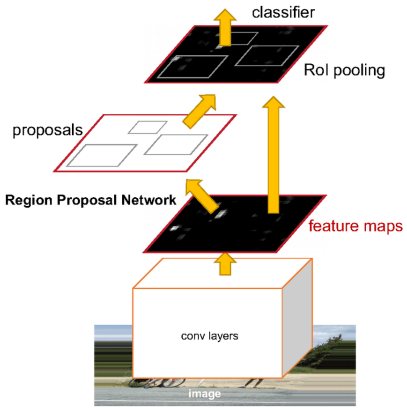
Two stage detectoren focussen op accuraatheid ten koste van de uitvoeringssnelheid. Zoals de naam zegt bestaat deze methode uit 2 niveaus. In het eerste niveau worden er Regions of Intrest (RoIs) gecreëerd. Dit is het filteren van regio's waarbij de kans groot is dat deze een object bevatten. Het tweede 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 een meestal een standaard herkenningsnetwerk zoals ResNet50 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 voorgedefiniëerde 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.

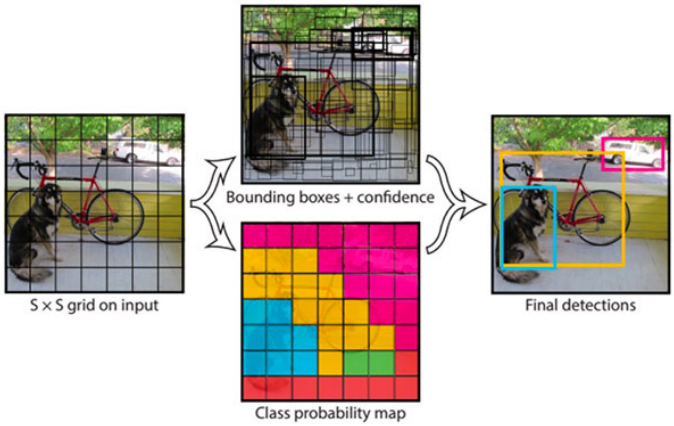
Na het RPN komt de RoI Pooling laag. Deze laag gebruikt max pooling om de feature map van elke RoI om te zetten naar een feature map met vaste grootte. Elk van deze features gaat door een set van fully connected lagen die twee lagen als output heeft. Een softmax laag die de klasse voorspelt, en een bounding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

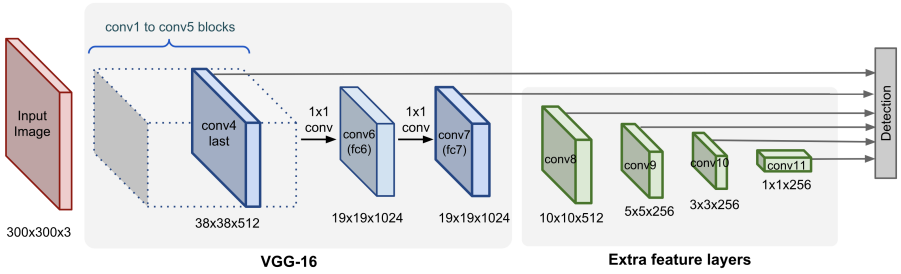


Figuur 2.9: YOLO waarbij de input is opgedeeld in een S x S rooster. En waarbij bounding box voorspellingen zijn gedaan.

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 bepallen 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 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.

SSD Liu et al. (2016) is een one-stage detector waarbij een afbeelding door verschillende convolutielagen gaat. Dit resulteert in feature mappen met verschillende schalen. Op elke locatie van deze feature mappen wordt een vaste set van bounding boxen geëvalueerd. Voor elk van deze boxen wordt de zekerheid dat het een object bevat voorspeld. Op het einde wordt non maximum suppression gebruikt om de finale voorspelling te maken. In figuur 2.10 is te zien dat een SSD bestaat uit drie delen. De eerste twee delen bestaan uit een standaard classificatie netwerk zonder de fully-connected lagen en een set van extra convolutielagen. Het derde deel doet de effectieve detectie voor elke feature map met een verschillende schaal.



Figuur 2.10: One-stage detector met VGG als backbone, elke feature map met een verschillende schaal wordt geëvalueerd.

Hoofdstuk 3

Implementatie van Herkenning en detectie op 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 mobiel toestel. Eerst zullen we een aantal frameworks bespreken waarmee we neurale netwerken kunnen ontwerpen, trainen en deployen. Vervolgens zullen we een aantal bibliotheken bespreken die ons extra hulpmiddelen geven om detectiesystemen mee te ontwerpen. 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 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 ondersteund 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 bovenop 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, trainen en deployen. 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 om machine learning modellen te ontwerpen, trainen en deployen. 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.

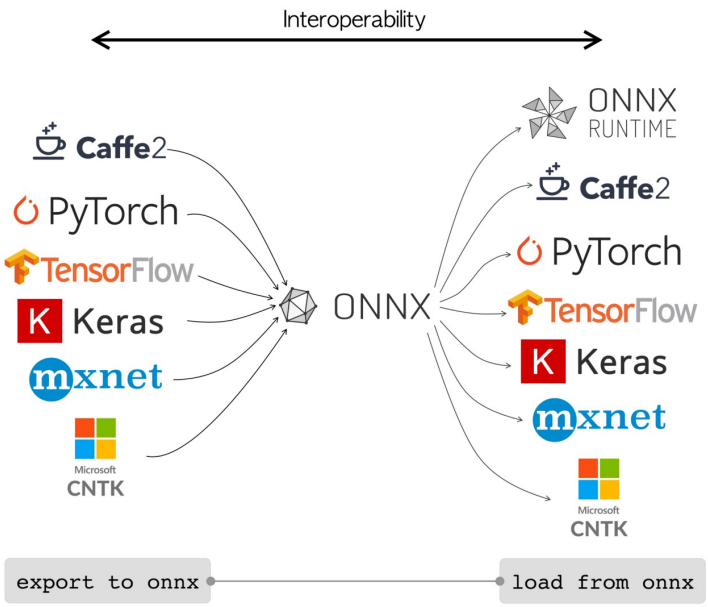
Via de Torchvision bibliotheek (Paszke et al. (2017)) die deel uitmaakt van het PyTorch project, heeft de programmeur toegang tot een set van hulpmiddelen om een deep learning model op te bouwen. Torchvision bevat populaire datasets, netwerk architecturen en technieken voor afbeelding transformaties. 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 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 ondersteund.

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 de volgende lijn code kan 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. Opsetversie 6 tot 8 zou ook ondersteund moeten worden maar hier zijn geen testen voor. 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 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 tuple van inputs of een dictionary die de input parameters van het model geeft. 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 trace functie. 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 operaties die niet in deze lijst staan toe te voegen aan de PyTorch bron code als de operatie ondersteund wordt door ONNX. Dit doen we door de operator 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 nieuwe C++ file. 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 een model te optimaliseren voor een mobiel platform. Deze frameworks hebben bovendien een API ter beschikking die het mogelijk maakt om het geoptimaliseerd 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 de zelfde 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 het model een lage latency heeft en een kleine binaire bestandsgrootte. 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 bibliotheek 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 optimalisatie uit, de volgende technieken zijn enkele van de voornaamste Grappler optimalisaties:

- Constant Folding optimizer: 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: 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.

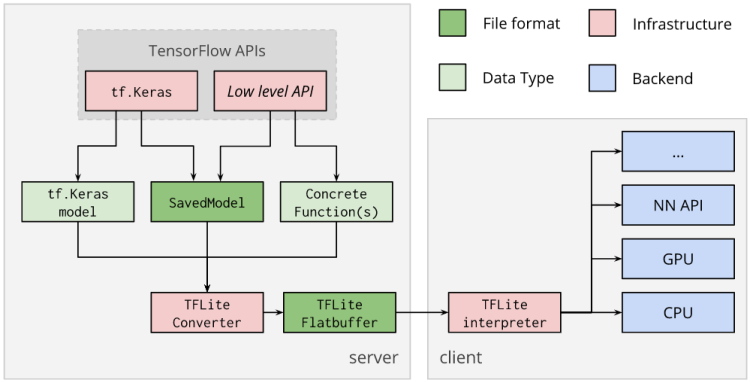
De TFLite bibliotheek ondersteund een gelimiteerd aantal operaties van de standaard TensorFlow operaties. Hierdoor is het mogelijk dat bij complexere modellen de TFLite conversie niet altijd succesvol is, omdat een bepaalde TensorFlow operatie geen TFLite tegenhanger heeft. De lijst met ondersteunde 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 het TFLite model zal toenemen.

```
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 via hardware-acceleraties en modeloptimalisaties. De modeloptimalisaties die TFLite ondersteunt zijn: weight pruning, kwantisatie en clustering. Wat 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



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 client toestel waar er gebruik gemaakt kan worden van verschillende hardware componenten

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. Deze delegates zorgen ervoor dat we geen specifieke API moeten implementeren voor een bepaalde hardwarecomponent. TFLite ondersteund 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 geconverteerd worden naar een TensorFlow.js model.

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

TensorFlow.js onderseund een gelimiteerd aantal TensorFlow operaties, in de TensofFlow.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 het model te optimaliseren voor een mobiele implementatie. PyTorch mobile zit nog in zijn beta fase, dus er zijn componenten die gelimiteerde ondersteuning hebben. De onderstaande lijnen code geven aan welke code er moeten worden uitgevoerd 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 voorbeeldinput 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. 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.
- 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 de prototype fase en ondersteund maar een gelimiteerd aantal operaties die kunnen uitgevoerd worden met NNAPI. Via de volgende lijnen code kunnen we 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,
                                        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 de volgende lijnen code.

```
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: 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: optimaliseer afbeelding formaat door te converteren tussen NHWC gebruikt door ONNX en NCHW.

NHWC of NCHW formaat:

- N: Aantal afbeeldingen per groep.
- 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 code.

```
SessionOptions session_options = new SessionOptions();
session_options.addConfigEntry("session.load_model_format", "ORT");

OrtEnvironment env = OrtEnvironment.getEnvironment();
OrtSession session = env.createSession(<path to model>, session_options);
```

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 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 van 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. 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 Tenserfolow 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. Maar PyTorch Mobile heeft op zijn beurt wel een betere latency voor SqueezeNet en MobileNetV2. Dus uit deze paper kunnen we afleiden dat TensorFlow Lite het beste de bestands grootte verkleint, maar dat de netwerk architectuur ook een rol speelt.

Febvay (2020) vergelijkt TensorFlow Lite met MACE 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 prunning 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. Maar het optimaliseren van de snelheid en geheugen zal vaak negatieve gevolgen hebben voor de accuraatheid. Dus er zal een goede belans gevonden moeten worden tussen de optimalisaties en de accuraatheid van het neuraal netwerk.

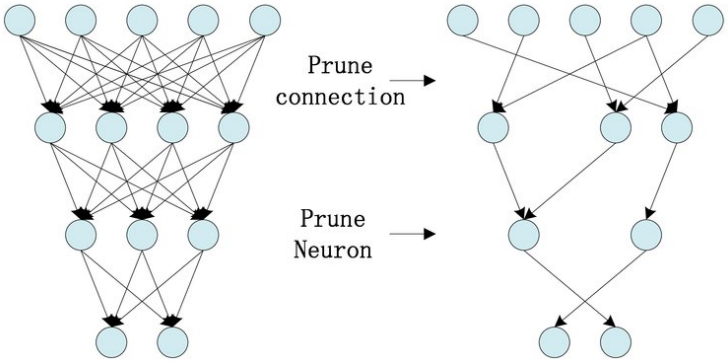
3.4.1 Pruning

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 trainen 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 verwijderd. Waardoor er geen berekeningen meer moeten uitgevoerd worden voor de verwijderde parameters, wat zorgt voor een snelheidswinst. Deze parameters hoeven we dan ook niet bij te houden waardoor het CNN model minder geheugen in beslag neemt.

Er zijn een aantal verschillende pruningtechnieken, 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) wordt voor VGG-16 (Simonyan and Zisserman (2015)) het aantal parameters met factor 13 verminderd, 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.



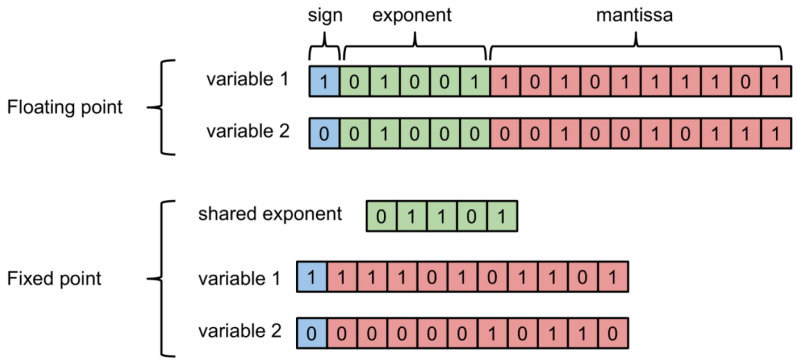
Figuur 3.3: CNN voor en na pruning

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

3.4.3 Weight Clustering

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



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

Figuur 3.5: Weight clustering: links zijn allemaal verschillende gewichten en na het het uitvoeren van weight clustering zijn er in de matrix pointers terug te vinden die wijzen kunnen wijzen naar vier verschilende waarden.

3.4.4 Convolutionele filter compressie en matrix factorisatie

Een andere methode voorgesteld is Compressed Convolutional Filters (Goel et al. (2020)). Hierbij wordt de grootte van de kernel verkleind om het aantal parameters en rekenwerk te verminderen. Maar door de kernels te verkleinen daalt de accuraatheid van het CNN. Bij matrix factorisatie (Goel et al. (2020)) worden grootte en complexe matrices opgesplitst in verschillende kleinere en eenvoudigere matrices. Op deze manier worden ook redundante operaties uit het model gefilterd.

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 mogelijke paden te bestuderen naar een mobiele implementatie. Hierbij zullen we gebruik maken van Google Colaberate ... 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 ....

4.1 Van TensorFlow naar mobiel framework

Voor het experiment van ResNet50 maken we gebruik van het standaard ResNet50 netwerk dat in TensorFlow geïmplenteerd kan worden vanuit Keras. Dit ResNet50 model is voorgetrained op de ImageNet dataset ... Dit netwerk kan vervolgens hertrained voor een gewenste functionaliteit. Voor deze implementatie zullen we echter vertrekken van het ResNet50 Keras model dat reeds bestaat.

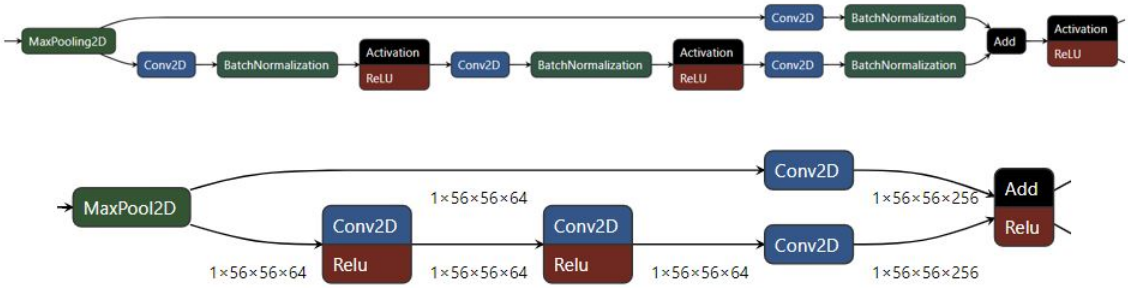
4.1.1 TensorFlow Lite implementatie

Het inladen en converteren van het Keras model kan eenvoudig via de volgende lijnen 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 zijn terug te vinden in het TensorFlow ResNet50 model dat is ingeladen. Vervolgens is in de tabel ook terug te vinden wat er met de operaties gebeurt tijden 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.

```
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.

4.1.2 ONNX implementatie

Het TensorFlow model kunnen we converteren naar ONNX met Tf2onnx bibliotheek. De tf2onnx bibliotheek ondersteund TensorFlow en TFLite, dus we kunnen bijde modellen converteren. In tabel 4.1 is te zien welke operaties operaties ondersteund zijn door ONNX. Ook is te zien 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 de volgende lijn code kunne 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 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 afbeelding data 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 NCHW formaat 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 input namen van het ONNX model, de values van de map zijn de input tensoren. De input namen zijn terug te vinden in de output boodschapen 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 ... . Dit netwerk kan vervolgens hertrained voor een gewenste functionaliteit. Voor deze implementatie zullen we echter vertrekken van het ResNet50 Keras model dat reeds bestaat.

4.2.1 PyTorch Mobile implementatie

Via de volgende lijnen 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
```

Tabel 4.1 Alle operaties die terug te vinden zijn in het 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	?
StatefulPartitionedCall	Ondersteund	/

```
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. De

Tabel 4.2 Alle operaties die terug te vinden zijn in het 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

4.3 Conclusie

Het model kan vervolgens 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();
```

4.3.1 ONNX implementatie

Het ResNet50 Torchvision model is eenvoudig te converteren naar ONNX via de volgende lijnen code.

```
torch.onnx.export(model, # model
    example,             # model input
    "model_py.onnx",     # waar opslaan
    export_params=True,        # slaag parameters op in model file
    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 3.3.4. Ook verwacht het geconverteerd pytorch model een genormaliseerde input afbeelding. De genormaliseerde waarde kan via de volgende formule berekent worden.

$$genormaliseerd = (waarde - mean)/std$$
$$mean = \{0.485, 0.456, 0.406\}$$
$$std = \{0.229, 0.224, 0.225\}$$

Waarbij mean de gemiddelde waarde is en std de standaarddeviatie is waarmee Torchvision een normalisatie uitvoert. De mean en std bevatten 3 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 4.1.2.

4.4 ResNet50 resultaten

Tabel 4.3 Binaire grootte van al de ResNet50 modellen

Framework	Standaard model	Mobiel model	ONNX model
TensorFlow	98.3MB	97.45MB	97.44MB
PyTorch	97.81MB	97.44MB	97.4MB

Tabel 4.4 Uitvoer snelheid van de modellen in Google Colab en voor de mobiele toepassingen gebruiken we de Xiaomi T9.

Framework	Standaard model	Mobiel model Colab	Mobiel model T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow	0.209s	0.366s	1s	0.115s	1s
PyTorch	0.130s	0.153s	1s	0.139s	1s

Tabel 4.5 Top 1 accuraatheid van de standaard en modellen voor mobiel gebruik. De modellen zijn uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9.

Framework	Standaard model	Mobiel model Colab	Mobiel model T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow	0.209s	0.366s	1s	0.115s	1s
PyTorch	0.130s	0.153s	1s	0.139s	1s

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. We gaan voor deze modellen vertrekken vanuit het PyTorch en TensorFlow framework. Om vervolgens de mogelijke paden te bestuderen naar een mobiele implementatie.

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 en maakt gebruik van een ResNet50 backbone. We gaan dit model converteren naar een ONNX of 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 lijn 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 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 opperatie niet kunnen converteren naar de TFLite concatenation opperatie. Hierbij moet de TensorFlow core bibliotheek worden toegevoegd aan Android studio zodat al de 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 deze 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 de grootte van de input afbeelding naar een hoogte van 1 en een breedte van 1. Een input die bestaat uit 1 pixel zou nooit voldoende informatie bevatten om objecten in de originel 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 code.

```
layer = hub.KerasLayer(hub_model) # definieer als Keras laag
inputs = tf.keras.Input(shape=[160,160,3], 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 veranderen. 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

Als we het TFLite model willen implementeren in Android studio zoals we bij het herkenningssysteem waarbij Android Studio de code om het model uit te voeren zelf genereert Dan zouden we metadata aan het TFLite model moeten we Metadata aan het model toevoegen. Maar 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 8 outputs. Door het aantal outputs te reduceren tot 4 outputs kunnen we succesvol Metadata aan het model toevoegen. Bij het uitvoeren van het het model met metadata 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 wordt gewijzigd. De converter zet namelijk de grootte van de output arrays op 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 van de TensorFlow Lite Inerpreter API.

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

private MappedByteBuffer loadModelFile() throws IOException {
    AssetFileDescriptor fileDescriptor = this.getAssets().openFd(chosen);
    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 input buffer worden aangemaakt. Dit komt doordat de output vorm volgens het TFLite model [1, 1, 1] is, maar het model levert meer resultaten. De TensorFlow Lite Inerpreter API geeft 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 code definiëren de een outputbuffer voor de bounding boxes.

```
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 output buffers hebben aangemaakt kan het model worden uitgevoerd. Vervolgens kunnen we dan alle bounding boxes teken 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 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 opperatie die pas beschikbaar is sinds opset versie 11. Al de andere opperaties van het Faster-RCNN model worden ondersteund in eerdere opset versies.

Het gegenereerde ONNX model kunnen we op dezelfde manier als het ResNet50 model implementeren in Android studio. Het TensorFlow Faster-RCNN model verwacht een input van het type Uint8. Tijdens de conversie blijft het type input hetzelfde, maar de Onnxruntime API voor Android studio ondersteund het Uint8 datatype niet. Daarvoor zullen we eerst een cast opperatie moeten toevoegen aan het model dat een Float32 datatype omzet naar Uint8.

```
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
```

5.2 Van PyTorch naar mobiele implementatie

Om van een PyTorch object detectie model te gaan naar een mobiele implementatie kunnen we een Pytorch of een ONNX model implementeren in Android Studio. Het model dat we willen converteren is een voorgetrained Faster-RCNN uit de Torchvision bibliotheek. Dit model is voorgetraind met de Coco 2017 dataset. Vervolgens gaan we het model converteren naar een TorchScript model en een ONNX model

5.2.1 Van PyTorch naar PyTorch Mobile

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

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

Tabel 5.1 Alle operaties die terug te vinden zijn in het Faster-RCNN model en hun compatibiliteit met andere frameworks. 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
Tile	const,verw,fus	1
TopKV2	Ondersteund	1
Transpose	Ondersteund	1
Unpack	Ondersteund	1
Where	Ondersteund	9
ZerosLike	Ondersteund	1

Dit model willen we converteren naar een model voor mobiel gebruik zoals we bij de ResNet50 herkenningssysteem gedaan hebben 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. 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. 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. Aan de hand van deze bevindingen kunnen we het Faster-RCNN model op de volgende manier 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 in Android studio implementeren

```
// 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 [1,3,160,160] naar [3,160,160]
long shape[] = new long[]{3, 160, 160};
Tensor b = Tensor.fromBlob(input.getDataAsFloatArray(), shape);

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

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 methode die ervoor zorgt dat alleen de meeste optimale bounding box van een object overblijft. PyTorch geeft de mogelijkheid om de torchvision_ops bibliotheek te implementeren via Gradle dat ervoor zorgt dat alle Torchvision operaties worden geïmplementeerd.

```
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 ... framework.

We kunnen ook de Torchvision_ops bibliotheek die terug te vinden is in de Github repositorie 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 opperaties 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.

5.2.2 Van PyTorch naar ONNX implementatie

Zoals bij het TensorFlow Faster-RCNN model is hier ook een minimale opset versie van 11 vereist. Maar bij PyTorch is de limiterende 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 opperaties van het Faster-RCNN model worden ondersteund in eerdere opset versies. Bij het uitvoeren van het model in Android studio krijgen we een error dat het model te groot is.

5.2.3 Faster-RCNN resultaten

Tabel 5.2 Binaire grootte van al de Faster-RCNN modellen

Framework	Standaard model	Mobiel model	ONNX model
TensorFlow	115.48MB	110.37MB	111.88MB
PyTorch	159.8MB	159.94MB	159.59MB

Tabel 5.3 Uitvoer snelheid van de modellen in Google Colab en voor de mobiele toepassingen gebruiken we de Xiaomi T9.

Framework	Standaard model	Mobiel model Colab	Mobiel model T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow	0.209s	0.366s	1s	4.9s	1s
PyTorch	3.5s	0.153s	1s	0.139s	1s

Tabel 5.4 Top 1 accuraatheid van de standaard en modellen voor mobiel gebruik. De modellen zijn uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9.

Framework	Standaard model	Mobiel model Colab	Mobiel model T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow	0.209s	0.366s	1s	0.115s	1s
PyTorch	0.130s	0.153s	1s	0.139s	1s

5.3 YOLO naar mobiele implementatie

Een voorgetrained 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. Voor de standaard Yolo architectuur met een Darknet backbone kunnen we de gewichten terugvinden op (pjreddie.com) ... .

5.3.1 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 repositorie Anh (2021) . Aan de hand van dit script kunnen we op een eenvoudige manier het model 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 class voorspellingen. Waardoor we na het uitvoeren van het model nog de Non-maxima suppresion methode moet doen die enkel de beste bounding box overhoudt 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 5.1.1. Wel moet we nog een Non-Maxima supression stap implementeren in Android studio.

5.3.2 Van TensorFlow naar ONNX implementatie

5.3.3 Van PyTorch naar PyTorch mobile implementatie

5.3.4 Van PyTorch naar ONNX implementatie

5.3.5 YOLO resultaten

Tabel 5.5 Binaire grootte van al de YOLO modellen

Framework	Standaard model	Mobiel model	ONNX model
TensorFlow	98.3MB	97.45MB	97.44MB
PyTorch	97.81MB	97.44MB	97.4MB

Tabel 5.6 Uitvoer snelheid van de modellen in Google Colab en voor de mobiele toepassingen gebruiken we de Xiaomi T9.

Framework	Standaard model	Mobiel model Colab	Mobiel model T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow	0.209s	0.366s	1s	0.115s	1s
PyTorch	0.130s	0.153s	1s	0.139s	1s

Tabel 5.7 Top 1 accuraatheid van de standaard en modellen voor mobiel gebruik. De modellen zijn uitgevoerd op Google Colab en Xiaomi T9.

Framework	Standaard model	Mobiel model Colab	Mobiel model T9	ONNX Colab	ONNX T9
TensorFlow	0.209s	0.366s	1s	0.115s	1s
PyTorch	0.130s	0.153s	1s	0.139s	1s

Bibliografie

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`.

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

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)*.

Goel, A., Tung, C., Lu, Y.-H., and Thiruvathukal, G. K. (2020). A survey of methods for low-power deep learning and computer vision.

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.

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.

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.

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.

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.

Bijlage A

Uitleg over de appendices

Bijlagen worden bij voorkeur enkel elektronisch ter beschikking gesteld. Indien essentieel kunnen in overleg met de promotor bijlagen in de scriptie opgenomen worden of als apart boekdeel voorzien worden.

Er wordt wel steeds een lijst met vermelding van alle bijlagen opgenomen in de scriptie. Bijlagen worden genummerd het een drukletter A, B, C,...

Voorbeelden van bijlagen:

Bijlage A: Detailtekeningen van de proefopstelling

Bijlage B: Meetgegevens (op USB)

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