



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
FIRENZE

Scuola di Scienze Matematiche, Fisiche e Naturali

Corso di Laurea Magistrale in Informatica
Curriculum: *Data Science*

TECNICHE DI APPRENDIMENTO
PROFONDO PER RICONOSCIMENTO DI
OGGETTI IN VIDEO TERMICI

DEEP LEARNING TECHNIQUES FOR
OBJECT DETECTION IN THERMAL VIDEOS

FEDERICO SCHIPANI

Relatore: Prof. *Marco Bertini*

Anno Accademico 2018-2019

Federico Schipani: *Tecniche di apprendimento profondo per riconoscimento di oggetti in video termici*, Corso di Laurea Magistrale in Informatica, © Anno Accademico 2018-2019

INDICE

Introduzione 11

1 OBJECT DETECTION 15

- 1.1 Storia della object detection 15
 - 1.1.1 Evoluzione delle tecniche 15
 - 1.1.2 Dataset 24
- 1.2 Detector basati su metodi tradizionali 30
- 1.3 Detector basati su Deep Learning 32
 - 1.3.1 Estrattori di feature 33
 - 1.3.2 Two Stage Detector 34
 - 1.3.3 One Stage Detector 37
- 1.4 RetinaNet 41
 - 1.4.1 Focal Loss 42
 - 1.4.2 Struttura del detector 44

2 SISTEMA 47

- 2.1 Metriche per la Object Detection 47
- 2.2 Dataset 48
 - 2.2.1 KAIST Multispectral Pedestrian Dataset 48
 - 2.2.2 FLIR Thermal Starter Dataset 51
- 2.3 Addestramento iniziale di RetinaNet 53
 - 2.3.1 Transfer Learning 53
 - 2.3.2 Addestramento sulle immagini RGB 57
 - 2.3.3 Passaggio alle immagini termiche su KAIST 59
- 2.4 Data Augmentation 61
 - 2.4.1 Auto Augment 61
 - 2.4.2 Rand Augment 63

3 ESPERIMENTI 65

- 3.1 Organizzazione dei dataset 65
 - 3.1.1 KAIST Multispectral Pedestrian Dataset 65
 - 3.1.2 FLIR Thermal Starter Dataset 67
 - 3.1.3 Video di Rete Ferroviaria Italiana 68
- 3.2 Esperimenti iniziali su immagini termiche 68
 - 3.2.1 Rilevazione delle auto 76
- 3.3 Data Augmentation 80
- 3.4 Esperimenti su video di RFI 91
 - 3.4.1 IoU sul tempo 92

4 Conclusioni	95
4.1 Sviluppi futuri	96
Appendice	97
A Codice di IoU over time	99
B Implementazione di RandAugment e AutoAugment su Retina-Net	101
Acronimi	105

ELENCO DELLE FIGURE

Figura 1	Schema di un neurone	11
Figura 2	Neurone artificiale	12
Figura 3	Storia della Object Detection [88]	16
Figura 4	Evoluzione della detection multiscala [88]	17
Figura 5	Esempio di Anchor Boxes, tratto da mathworks.com	19
Figura 6	Evoluzione della regressione basata su Bounding Box (BB) [88]	20
Figura 7	Evoluzione del context priming [88]	21
Figura 8	Evoluzione della Non Maximum Suppression [88]	22
Figura 9	Evoluzione di Hard Negative Mining [88]	24
Figura 10	Statistiche riassuntive di Microsoft - Common Object in COntext (MS-COCO) [56]	29
Figura 11	Esempio di estrazione feature HOG, a sinistra immagine originale, a destra dopo estrazione delle feature	32
Figura 12	In (a) la struttura di un detector a doppio stadio, in (b) la struttura di un detector a singolo stadio [47]	33
Figura 13	Struttura di Spatial Pyramid Pooling Networks (SPPNet) [39]	36
Figura 14	Struttura di You Only Look Once (YOLO) [67]	38
Figura 15	Architetture di SSD e DSSD. In blu i layer di SSD, in rosso quelli di DSSD.	41
Figura 16	Struttura di m2det [86]	41
Figura 17	Focal Loss al variare di γ	43
Figura 18	Struttura di RetinaNet	44
Figura 19	Definizione di AnchorBoxes in RetinaNet per un sample, tratto da medium.com	45
Figura 20	Anchor Boxes totali per un'immagine, tratto da medium.com	46
Figura 21	Pattern a scacchiera usato per la calibrazione di KAIST	49
Figura 22	Heatmap riguardante la posizione dei pedoni	52

4 Elenco delle figure

- Figura 23 Differenze tra apprendimento tradizionale e transfer learning 54
- Figura 24 Transfer learning da COCO a KAIST 57
- Figura 25 Esempio di predizioni, in verde la *ground truth* in rosso le predizioni. 58
- Figura 26 Transfer learning da KAIST Visibile a KAIST Termico 59
- Figura 27 Schema di funzionamento di AutoAugment 61
- Figura 28 Esempio di policy con 5 sub-policy, immagine tratta da [12] 62
- Figura 29 Suddivisione del dataset KAIST MPD 66
- Figura 30 MAP al variare del valore di soglia su FLIR 69
- Figura 31 Esempio di predizioni, in verde la *ground truth* in rosso le predizioni. 70
- Figura 32 Precision-Recall per classe person 71
- Figura 33 Addestramento di RetinaNet su FLIR partendo dai pesi di COCO 71
- Figura 34 Mean Average Precision (mAP) su FLIR addestrato dai pesi di COCO 72
- Figura 35 Curva P/R di FLIR addestrato partendo da COCO (person) 73
- Figura 36 Addestramento su FLIR partendo dai pesi di KAIST 74
- Figura 37 Grafico P/R dell’addestramento su FLIR partendo dai pesi di KAIST (person) 75
- Figura 38 Risultati dell’addestramento su FLIR partendo dai pesi di KAIST 75
- Figura 39 Test su KAIST del risultato migliore su FLIR 77
- Figura 40 Fine tuning di KAIST partendo da FLIR 79
- Figura 41 P/R su KAIST all’epoca 10 80
- Figura 42 Fine tuning di KAIST partendo da FLIR 81
- Figura 43 Training su FLIR con policy di AutoAugment V2 84
- Figura 44 mAP al variare degli iperparametri durante l’ottimizzazione di RandAugment usando come target la mAP complessiva ottenuta sul dataset KAIST Multispectral Pedestrian Dataset (KAIST MPD) 86
- Figura 45 Andamento del processo di ottimizzazione di RandAugment sulla classe person 86
- Figura 46 Risultati ottenuti su KAIST MPD tramite l’ottimizzazione specifica di RandAugment su person 87

Figura 47	Risultati ottenuti su KAIST MPD tramite l'ottimizzazione specifica di RandAugment su cars	88
Figura 48	Immagine di KAIST MPD	89
Figura 49	Risultati dopo fine tuning usando immagini generate dalla GAN	90
Figura 50	Rilevazioni su video RFI con soglia 0.30	91
Figura 51	Rilevazioni su video RFI con soglia 0.80	91
Figura 52	Rilevazioni su video RFI con soglia 0.90, prima e dopo l'applicazione dell'algoritmo	93
Figura 53	Rilevazioni su video RFI con soglia 0.90, prima e dopo l'applicazione dell'algoritmo	94

LISTINGS

2.1	Algoritmo di RandAugment in Python [13]	64
3.1	Script di conversione per dataset FLIR	67
3.2	Policy Vo di AutoAugment	82
3.3	Policy V1 di AutoAugment	82
3.4	Policy V2 di AutoAugment	82
A.1	Algoritmo di IoU over time in Python	99
B.1	Funzioni per applicare AutoAugment	102
B.2	Funzione compute_input_output del generatore	102
B.3	Funzione per implementare RandAugment	104

ELENCO DELLE TABELLE

Tabella 1	Riassunto dei dataset analizzati, dove presente lo '/' indica la suddivisione tra train e test	25
Tabella 2	Schema riassuntivo delle categorie di Transfer Learning	57
Tabella 3	Test complessivo su immagini RGB delle performance di RetinaNet dopo l'addestramento effettuato su immagini RGB	58
Tabella 4	Risultati della valutazione separata tra giorno e notte sulle immagini RGB dopo l'addestramento di RetinaNet effettuato su immagini RGB	58
Tabella 5	Test complessivo sul termico delle performance dopo l'addestramento di RetinaNet sulle immagini termiche del dataset KAIST MPD	60
Tabella 6	Risultati della valutazione separata tra giorno e notte, effettuata sul dataset termico di KAIST MPD, dopo l'addestramento di RetinaNet sulle immagini termiche del dataset KAIST MPD	60
Tabella 7	Suddivisione giorno notte di KAIST MPD	67
Tabella 8	mAP calcolata sul dataset FLIR partendo dai pesi di RetinaNet addestrato su KAIST MPD termico	69
Tabella 9	mAP sul dataset FLIR dopo l'addestramento di RetinaNet partendo dai pesi del dataset MS-COCO. Soglia di rilevamento pari a 0.3.	72
Tabella 10	mAP sul dataset FLIR dopo l'addestramento di RetinaNet partendo dai pesi precedenti ottenuti tramite train su KAIST MPD	76
Tabella 11	Tabella riassuntiva dei risultati ottenuti tramite RetinaNet sul dataset di FLIR	76
Tabella 12	Tabella riassuntiva delle migliori mAP ottenute fino ad ora sui dataset di KAIST MPD termico e FLIR	77
Tabella 13	Baseline per la rilevazione di vetture su KAIST MPD. Test effettuato su KAIST MPD usando RetinaNet addestrata su FLIR.	78

Tabella 14	Test di RetinaNet dopo il fine tuning, partendo da FLIR, sulla parte di dataset di KAIST MPD annotato con le vetture. In grassetto i risultati migliori per classe. Tra parentesi il numero di istanze per classe. 78
Tabella 15	Tabella riassuntiva dell'incremento ottenuto effettuando il fine tuning da FLIR a KAIST MPD. Tra parentesi il numero di istanze per classe. 79
Tabella 16	mAP ottenute tramite l'utilizzo delle varie policy predefinite di AutoAugment sul dataset di KAIST MPD. La base di partenza sono i migliori risultati ottenuti fino ad ora sulla parte di dataset di KAIST MPD con le annotazioni sulle vetture. 83
Tabella 17	Variazioni rispetto alla baseline dopo l'utilizzo di AutoAugment sul dataset di KAIST MPD con le annotazioni sulle vetture. 83
Tabella 18	Risultati del test su KAIST MPD usando RetinaNet addestrato con e senza la policy di AutoAugment V2 sul dataset di FLIR. 84
Tabella 19	Test di RetinaNet su KAIST MPD dopo un fine tuning partendo dai pesi del precedente addestramento realizzato su FLIR con AutoAugment V2. 84
Tabella 20	Risultati del test di RetinaNet sul dataset di KAIST MPD dopo una fase di addestramento su dati generati da Generative Adversarial Network (GAN). Nella colonna NOGAN sono presenti i risultati ottenuti addestrando solamente sulla parte di KAIST MPD visibile e testando sul termico reale. 90

INTRODUZIONE

Il *Machine Learning*, detto anche Apprendimento Automatico, nasce come diramazione dell'intelligenza artificiale e trova campi di applicazione sempre più ampi nel mondo contemporaneo. In passato questa disciplina era limitata dall'hardware disponibile ma ora, grazie all'avvento di Graphics Processing Unit (GPU) sempre più potenti o addirittura hardware dedicato, riusciamo ad usare modelli sempre più complessi e precisi in diversi ambiti della vita quotidiana.

Il trend attuale prevede l'utilizzo sempre maggiore di Reti Neurali artificiali. Una Rete Neurale è un modello matematico che per molti versi cerca di ricalcare la funzionalità di un cervello umano allo scopo di sostituirlo per quei compiti che possono essere definiti *ripetitivi*.

Il cervello umano è composto da neuroni connessi tra di loro che formano una rete, uno di questi componenti è schematizzato sinteticamente in Figura 1. All'interno di un neurone gli impulsi elettrici scorrono fino ad arrivare dall'assone, dopodiché sono modulati dalle sinapsi ed infine arrivano ai dendriti degli altri neuroni connessi ad esso formando una rete.

Una rete neurale artificiale, similmente ad un cervello umano, quindi è composta da tanti neuroni artificiali analoghi ad un neurone biologico; essi ricevono in input dei dati che vengono modulati da dei *pesi* ed infine passando per una *funzione di attivazione* vengono restituiti in output ad altri neuroni artificiali. Lo schema di un neurone artificiale è in Figura 2;

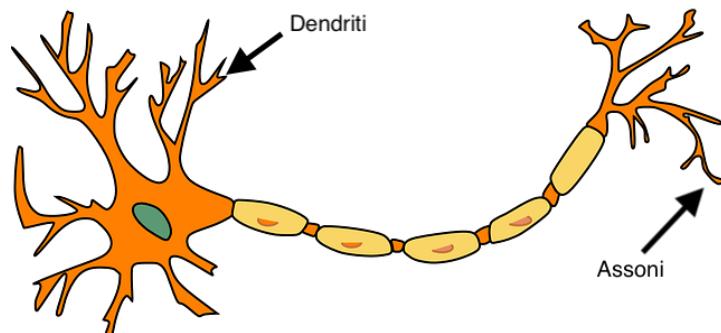


Figura 1: Schema di un neurone

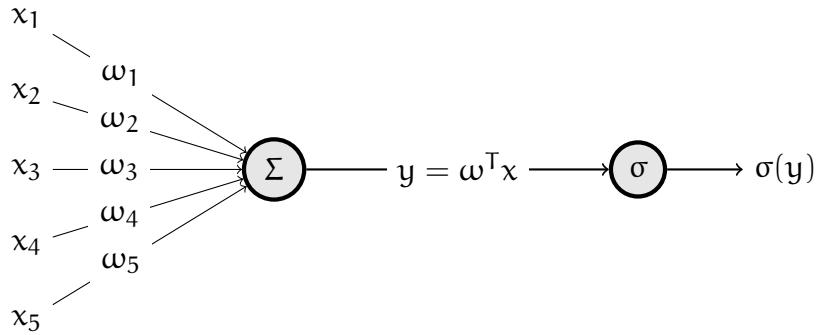


Figura 2: Neurone artificiale

gli input x_i vengono combinati linearmente tramite i corrispettivi pesi w_i ed infine passando per la funzione di attivazione σ restituiscono un output.

Un esempio di utilizzo delle reti neurali può essere la guida autonoma: molte case costruttrici, integrando hardware molto potente in situazioni critiche, riescono ad adottare reti neurali per realizzare veicoli sempre più sicuri e per ridurre l'intervento umano in casi di emergenza o durante lunghi viaggi. Lo stato dell'arte in ambito consumer sulla guida autonoma è stato raggiunto dall'americana *Tesla* con il suo *AutoPilot* che, grazie a nove telecamere posizionate attorno alla vettura, riesce a raggiungere un livello di autonomia mai visto prima. Altri utilizzi possono essere la videosorveglianza, dove riconoscere intrusioni di persone o vetture all'interno di un perimetro diventa un compito critico e molto importante che fino a pochi anni fa era prerogativa esclusiva di esseri umani. Le reti neurali sono usate anche per controllo qualità, *speech recognition*, *sentiment analysis* e per vari altri compiti.

Il nostro interesse sarà focalizzato sul miglioramento del riconoscimento di oggetti su immagini rilevate nello spettro termico in quanto offrono un vantaggio in condizioni di scarsa visibilità rispetto alle immagini tradizionali; l'elaborato è dunque strutturato come segue:

- nel Capitolo 1 presenta un'introduzione all'argomento riguardante la rilevazione di oggetti, fornendo quindi una panoramica delle metodologie, tecniche e modelli più importanti e di come si sono evolute nel corso del tempo.
- all'interno Capitolo 2 si descrive l'organizzazione del sistema su cui abbiamo lavorato per lo sviluppo della tesi, in particolare si affrontano più analiticamente i dataset e le tecniche utilizzate.

- il Capitolo 3 riguarda invece gli esperimenti effettuati usando come base ciò che è stato descritto nel precedente capitolo.

1

OBJECT DETECTION

L'Object Detection è un *task* legato al mondo della *computer vision* che consiste nel rilevare e classificare istanze di oggetti in immagini o video.

Negli ultimi anni, grazie soprattutto all'avvento delle GPU, c'è stato un incremento notevole del potere computazionale. Questo ha portato a sviluppare tecniche sempre più raffinate allo scopo di raggiungere prestazioni sempre migliori.

Lo sviluppo di hardware sempre più potente ha portato l'interesse verso modelli di *Deep Learning*. In questo capitolo cercheremo di contestualizzare, anche storicamente, tecniche, modelli ed evoluzioni nel campo della *Object Detection*. La letteratura sui detector è molto disomogenea e variegata, prenderemo quindi come riferimento due *survey* di Licheng Jiao *et al.* [47] e Zhengxia Zou *et al.* [88].

1.1 STORIA DELLA OBJECT DETECTION

Una prima, ma importante distinzione va fatta tra il periodo pre e post *deep learning*. Il primo periodo va dagli inizi degli anni 2000 fino al 2014. Il secondo periodo, in cui hanno preso il sopravvento tecniche basate sul *deep learning*, va dal 2014 fino ai nostri giorni. Quest'ultime tecniche possono essere a loro volta divise in altre due categorie, *One Stage Detector* e *Two Stage Detector* il cui sviluppo procede in maniera parallela. In Figura 3 è presente uno schema riassuntivo con tutte le pietre miliari raggiunte durante lo sviluppo di tecniche per il rilevamento di oggetti.

1.1.1 Evoluzione delle tecniche

Durante questo ventennio i detector più famosi sono stati costruiti usando come mattoncini delle tecniche sviluppate ed affinate via via nel tempo.

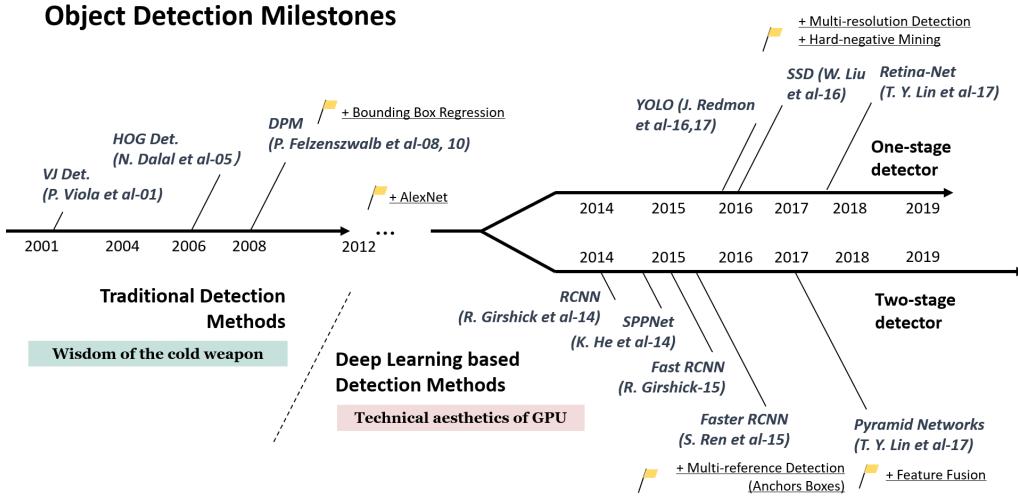


Figura 3: Storia della Object Detection [88]

Queste tecniche sono di diverso tipo ed hanno subito evoluzioni di cui faremo una disamina nel prosieguo di questa sottosezione.

Prime tecniche

Storicamente una delle prime tecniche si basava sul una teoria cognitiva chiamata *Recognition by Components* [5], ed è stata per molto tempo la base di alcuni lavori riguardanti il riconoscimento di immagini e la rilevazione di oggetti [23, 27, 51].

Nel passato alcuni ricercatori hanno formulato soluzioni al problema usando misure di similarità tra le componenti di un oggetto, tra la forma o i contorni, tra cui *Distance Transforms* [30], *Shape Contexts* [4] e *Edgelet* [83].

I risultati iniziali erano molto promettenti, tuttavia, quando la rilevazione è diventata più complicata, queste tecniche hanno iniziato a mostrare i propri limiti, motivo per cui il passaggio al Machine Learning è stato quasi naturale. Le prime metodologie basate su questo approccio risalgono ad un periodo inquadrabile prima del 1998, in questo caso la detection si basava su modelli statistici costruiti sopra le caratteristiche visibili che accomunano gli oggetti da rilevare. Il primo di questi modelli statistici, nato nel 1991 e chiamato *Eigenfaces* [78, 66], riesce in laboratorio a riconoscere volti in tempo reale.

Successivamente, fino al 2005, l'evoluzione ha portato a tecniche in cui si cambiava radicalmente la rappresentazione dell'immagine, detta anche «insieme delle feature». Inizialmente lo scopo era apprendere come

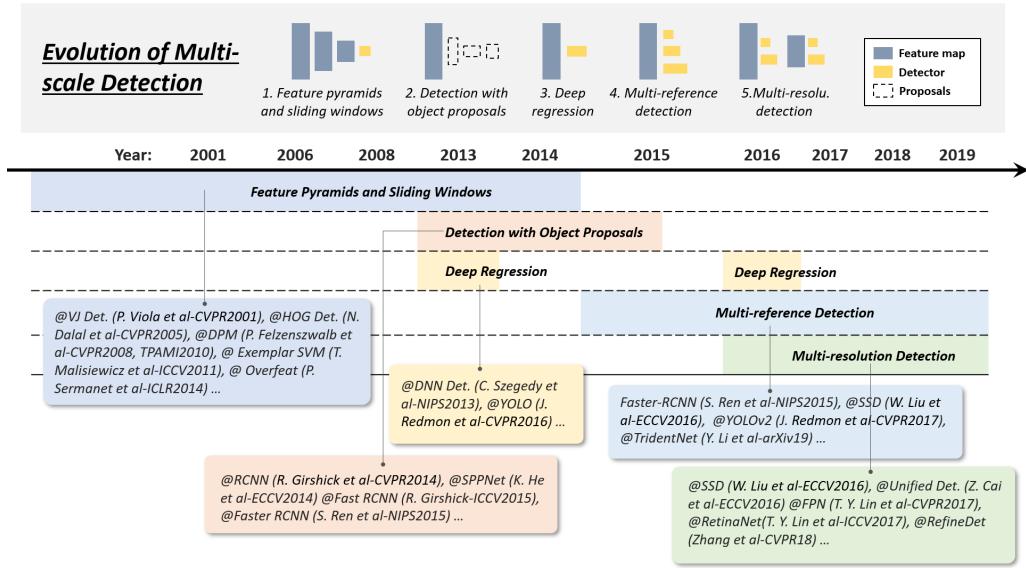


Figura 4: Evoluzione della detection multiscala [88]

trasformare un'immagine da insieme di pixel a insieme di coefficienti *wavelet*. Grazie alla sua efficienza, tra tutte le trasformate, quella a prendere piede fu la *Haar wavelet*. Dal 2005 al 2012 c'è stato un passaggio a rappresentazioni basate sul gradiente.

Intorno al 1990 iniziano a fare capolino le prime Convolutional Neural Network (CNN) [79] le quali però non hanno avuto grandi applicazioni per via dell'elevato costo computazionale rispetto alle risorse disponibili ai tempi. I modelli realizzati con CNN non potevano essere quindi molto profondi, e per questo avevano forti limitazioni. Un lavoro che a quei tempi tentava di ridurre l'elevato costo computazionale è *space displacement network* [50]. L'idea era di estrarre una rappresentazione dell'immagine in un solo passaggio ed è stata realizzata estendendo i layer della CNN. Storicamente le CNN di cui si parla nel lavoro di LeCun *et al.* [50] possono essere considerate un po' le antenate di quelle che attualmente chiamiamo Fully Convolutional Network (FCN) [59] [9]

Detection multiscala

Uno degli aspetti più interessanti della ricerca si basa sulla rilevazione di oggetti con diverse misure o diverse proporzioni. Come è possibile vedere in Figura 4 la soluzione a questo problema ha attraversato varie fasi.

FEATURE PIRAMIDALI E FINESTRE SCORREVOLI L'idea dietro questa tecnica è abbastanza basilare, infatti dopo aver estratto le feature da un'immagine quello che viene fatto è far scorrere una finestra rettangolare di dimensione generalmente fissa per effettuare il rilevamento e la classificazione di oggetti.

Dal 2004 al 2014 sono stati creati numerosi detector basati su questa filosofia, il problema è che erano stati disegnati con l'intento specifico di rilevare oggetti con proporzioni fisse. Ricercatori come R. Girshick *et al.* iniziarono a cercare soluzioni a questo problema, arrivando a formulare un modello mistura [25] composto da più modelli addestrati su oggetti con differenti proporzioni. Sono state sviluppate anche altre soluzioni, basate questa volta sull'addestrare modelli separati per ogni istanza di oggetto dell'insieme di addestramento [61, 60]. Le limitazioni di tutte queste tecniche risiedono nel fatto che i dataset più moderni sono molto diversificati, quindi nel corso del tempo sono diventate sempre meno precise ed utilizzabili. Ciò ha portato allo sviluppo di *Object Proposal*.

OBJECT PROPOSAL Il primo avvistamento di *Object Proposal* risale al 2010 in un task di rilevazione di oggetti [2] che si basa sull'idea di realizzare delle *regioni*. Possiamo definire una regione come un'area di un'immagine contenente pixel che hanno caratteristiche comuni tra di loro. L'idea dietro questa tecnica è creare regioni non etichettate con classi che potenzialmente possono contenere qualunque tipo di oggetto, e lo scopo è riuscire a rilevare oggetti di varie misure e scale pur non dovendo necessariamente svolgere una ricerca esaustiva con finestre scorrevoli.

Per ottenere queste regioni di pixel su un'immagine ci sono vari modi, discussi in parte da J. Hosang *et al.* in [42].

DEEP REGRESSION Questa tecnica, sviluppata dal 2013 al 2016 si basa sull'idea di predire direttamente le coordinate della BB contenente l'oggetto usando come feature quelle estratte da un modello di *deep learning* [67]. Il vantaggio fondamentale di questo approccio è l'efficienza e la velocità di implementazione, mentre uno svantaggio è la bassa accuratezza di localizzazione specialmente su piccoli oggetti.

MULTI REFERENCE DETECTION Questo approccio è il più usato per il rilevamento di oggetti con scale differenti e si basa sull'uso di un insieme di finestre rettangolari, che possono variare in dimensione e proporzioni, applicate sull'immagine, dette anche *Anchor Boxes* [70, 57, 68]. Sulla base di queste regioni rettangolari viene poi effettuata una predizione della

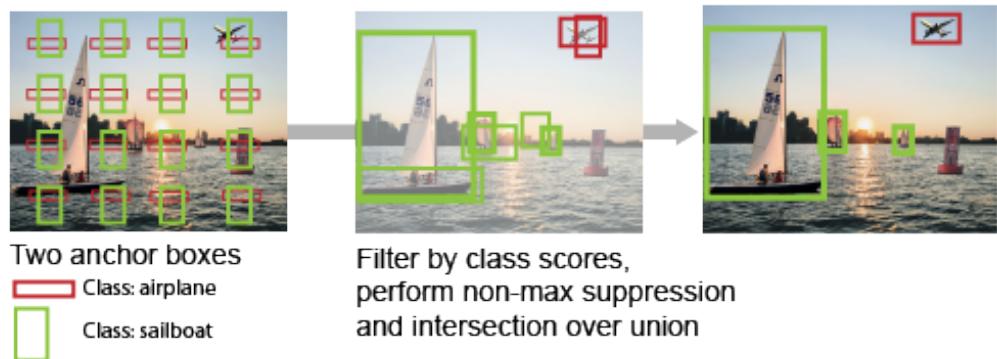


Figura 5: Esempio di Anchor Boxes, tratto da mathworks.com

BB. In Figura 5 è possibile trovare un esempio di come sono utilizzate le *Anchor Boxes* per la rilevazione di aeroplani e imbarcazioni.

MULTI RESOLUTION DETECTION Negli ultimi anni un altro approccio che ha preso piede si basa sul rilevare oggetti con dimensioni differenti a layer differenti, sfruttando quindi la struttura di un modello a strati [57, 54, 85, 8]. Basti pensare alle CNN che nel corso della propagazione dell'immagine in input, grazie alla loro composizione, formano una rappresentazione piramidale dell'input. Diventa quindi più facile rilevare oggetti grandi nei layer più profondi e viceversa diventa più facile rilevare oggetti piccoli nei layer meno profondi.

Regressione basata su Bounding Box

Questo insieme di metodologie ha lo scopo di affinare la posizione delle BB basandosi sulle rilevazioni effettuate tramite *Object Proposal* o *Anchor Boxes*, descritte precedentemente. Uno schema riassuntivo dell'evoluzione tecnica di questi approcci è in Figura 6.

I primi detector non raffinavano in alcun modo la posizione delle BB, anzi molte volte usavano direttamente l'output derivato da un algoritmo basato su finestre scorrevoli. L'unico modo per ottenere rilevazioni più precise era quindi costruire modelli piramidali molto densi e assicurarsi di far scorrere la finestra lungo tutta l'immagine.

DA BOUNDING BOX A BOUNDING BOX I primi ad usare una forma di regressione per aumentare la precisione sulle BB sono stati P. F. Felzenszwalb *et al.* in DPM [26] formulando la soluzione con il metodo dei

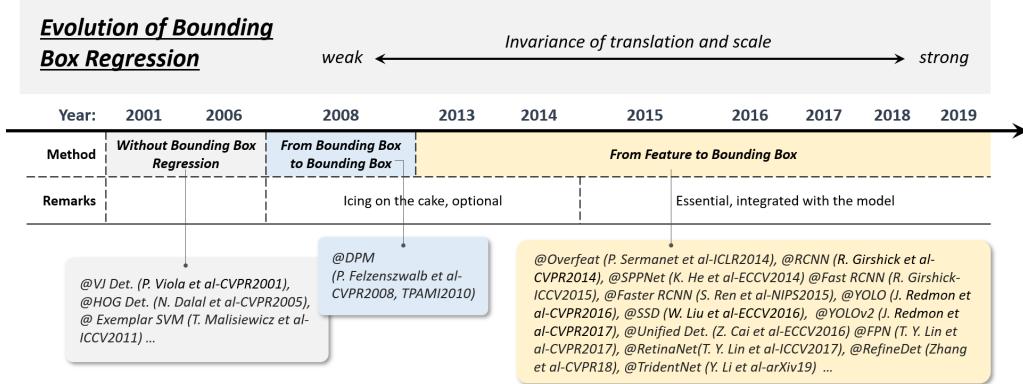


Figura 6: Evoluzione della regressione basata su BB [88]

minimi quadrati. Per scendere più nel dettaglio dobbiamo considerare un modello con feature piramidali. In breve nel modello proposto in [26] l’implementazione è effettuata tramite una funzione $g(z)$ che associa ad un vettore di feature le coordinate (x_1, y_1) e (x_2, y_2) della BB. Dopo la fase di addestramento del modello viene usato l’output di $g(z)$ per un’ulteriore fase di addestramento nella quale tramite il metodo dei minimi quadrati si impara ad effettuare predizioni più corrette su x_1, y_1, x_2 e y_2 partendo da $g(z)$. Bisogna però specificare che questo tipo di ottimizzazione è stato implementato a livello di post-processing, quindi risulta del tutto opzionale.

DA FEATURE A BOUNDING BOX A differenza del tipo di ottimizzazione proposto in precedenza, con l’introduzione delle *Faster RCNN* [70] nel 2015 la regressione è implementata allo stesso livello nel quale viene effettuata anche la rilevazione stessa dell’oggetto. L’addestramento quindi non è più una fase separata ed opzionale, bensì diventa parte fondamentale e procede in parallelo con l’addestramento del modello. Inoltre, sempre confrontandolo con quanto detto prima, vengono usate anche diverse funzioni di loss da minimizzare che risultano più robuste rispetto a quella usata nei minimi quadrati. Degli esempi possono essere la *smooth-L1* o la *root-square*.

Valutazione del contesto

Generalmente gli oggetti che vengono rilevati dai sistemi di detection sono immersi in un contesto. Il cervello umano durante la fase cognitiva trae vantaggio dal riconoscere un contesto, motivo per cui le tecniche spiegate nel prosieguo di questa sottosezione provano a emulare questa

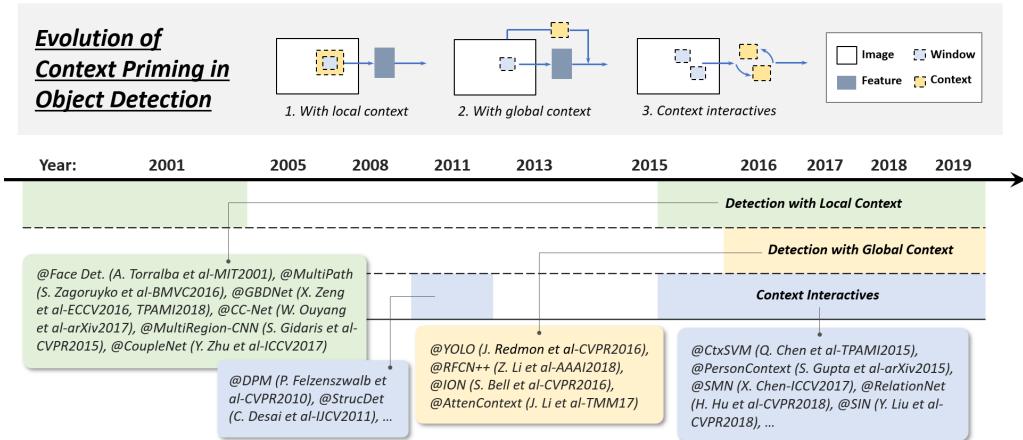


Figura 7: Evoluzione del context priming [88]

capacità degli umani. Una breve storia di come queste tecniche si sono evolute è in Figura 7.

CONTESTO LOCALE Per contesto locale si intendono tutte le informazioni visive che fanno parte dell'area più prossima ai contorni di un oggetto. Sin dagli anni 2000 Sinha e Torralba in [77] hanno provato che includere del contesto locale migliora le prestazioni ai fini del rilevamento di volti. Dalal e Triggs in [14] hanno dimostrato che introdurre una piccola porzione di sfondo migliora i risultati anche nel rilevamento dei pedoni.

CONTESTO GLOBALE Il contesto globale può essere considerato come una fonte di informazione aggiuntiva riguardante la scena in cui l'oggetto da rilevare è immerso. Storicamente il primo metodo utilizzato per inglobare nella detection informazioni sul contesto globale consisteva nel realizzare delle statistiche che riassumevano la totalità degli elementi compresi nella scena [16]. In lavori più moderni catalogabili come modelli di *deep learning* sono state intraprese due strade, la prima è quella di inglobare il contesto tramite campi recettivi sempre più ampi, a volte anche più ampi dell'immagine stessa [67] o usare l'operazione di *pooling* delle CNN [53]. La seconda via per ottenere informazioni dal contesto globale è pensare ad esso come un flusso di informazioni sequenziali ed usare Recurrent Neural Network (RNN) [3, 52].

CONTESTO DERIVATO DALLE INTERAZIONI L'ultima contestualizzazione che si può dare ad un oggetto riguarda le sue interazioni con ciò

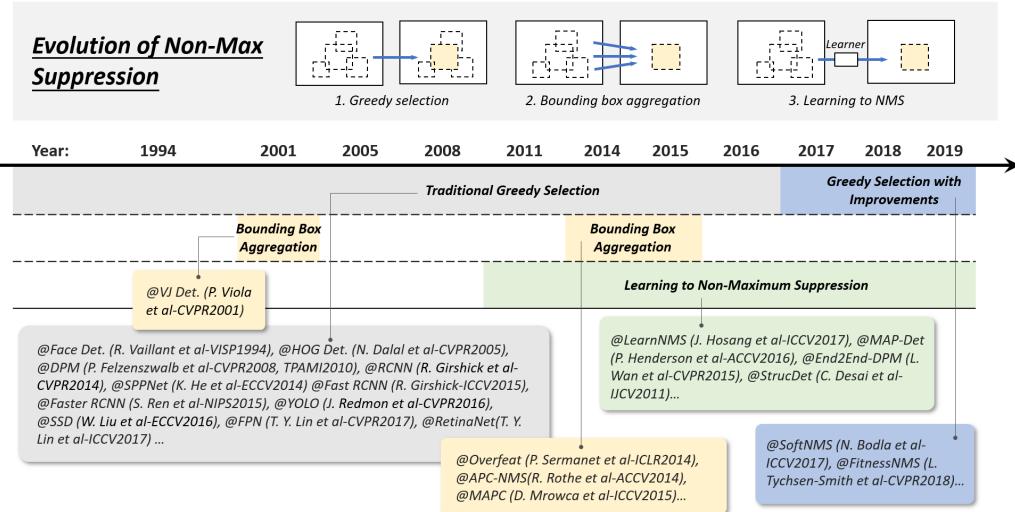


Figura 8: Evoluzione della Non Maximum Suppression [88]

che lo circonda. Per interazioni si possono intendere tutti quei vincoli o dipendenze che riguardano l'obiettivo della rilevazione. Recentemente in alcuni lavori le informazioni contestuali di questo tipo sono state analizzate ai fini del miglioramento della *detection*. Questi miglioramenti possono essere divisi in due macrocategorie, la prima è quella in cui si esplorano le relazioni tra oggetti individuali [25, 15, 76, 10, 44]. Alla seconda categoria appartengono quei lavori che prendono in considerazione le relazioni che ci sono tra oggetti e la scena che li circonda [38, 58].

Non Maximum Suppression

Per Non-Maximum Suppression (NMS) si intendono tutte quelle tecniche di post processing che hanno lo scopo di ridurre il fenomeno delle BB duplicate. Questo fenomeno si concretizza quando, per la stessa rilevazione, ci sono più BB che circondano l'oggetto con confidenze molto simili tra di loro. L'evoluzione di queste tecniche nel corso del tempo è possibile vederla in Figura 8.

GREEDY La maniera più semplice per attuare la NMS è con un algoritmo di tipo *greedy*, infatti per un insieme di BB sovrapposte si considera solamente quella con la confidenza massima, mentre le altre vengono scartate. La sua semplicità, che da un certo punto di vista può essere vista come un punto di forza, può anche essere fonte di debolezze in

quanto un algoritmo *greedy* non sempre porta all'ottimalità. Si possono infatti verificare casi in cui la BB con massima confidenza non ricopre tutto l'oggetto, o ancora peggio le BB di oggetti vicini tra di loro possono essere scartate erroneamente.

AGGREGAZIONE DI BOUNDING BOX L'aggregazione di BB vicine tra di loro è un altro approccio per attuare la NMS [80, 75, 71, 62]. L'aggregazione può essere fatta sia attraverso algoritmi di *clustering*, sia combinando le BB sovrapposte in un'unica singola detection.

IMPARARE AD APPLICARE NON-MAXIMUM SUPPRESSION Approcci più recenti per migliorare le sopracitate tecniche di NMS riguardano l'apprendimento automatico [82, 15, 43, 41]. L'idea alla base di questi metodi è trattare la NMS alla stregua di un filtro che assegna nuovi valori di confidenza a tutte le detection e quindi bisognoso anch'esso di una fase di addestramento.

Hard Negative Mining

Uno dei problemi a cui bisogna far fronte quando si tratta la *Object Detection* consiste nello sbilanciamento in cardinalità tra gli oggetti che vogliamo rilevare – e conseguentemente classificare – e tutto quello che non ci interessa. Visto che generalmente lo sfondo ricopre una buona parte dell'immagine, la prima soluzione che potrebbe venire in mente per risolvere questo problema è addestrare il modello a riconoscere lo sfondo, ma questo, durante l'addestramento, porta a risultati pessimi in termini di efficienza. Tecniche di Hard Negative Mining (HNM) servono proprio a risolvere queste problematiche. Una breve storia è possibile vederla in Figura 9.

BOOTSTRAP Per Bootstrap si fa riferimento ad un gruppo di tecniche attraverso le quali si fa iniziare la fase di addestramento con piccoli esempi di sfondo. In un secondo momento, gli esempi di sfondo rilevati e classificati erroneamente vengono aggiunti al processo di addestramento. Questo approccio risulta efficiente in quanto si evita di addestrare il modello su milioni di esempi di sfondi [80, 65, 72].

HNM IN DETECTOR BASATI SU DEEP LEARNING Recentemente modelli come Faster RCNN e YOLO bilanciano i pesi tra finestre con esempi negativi e positivi per risolvere questo problema. Nonostante tutto però

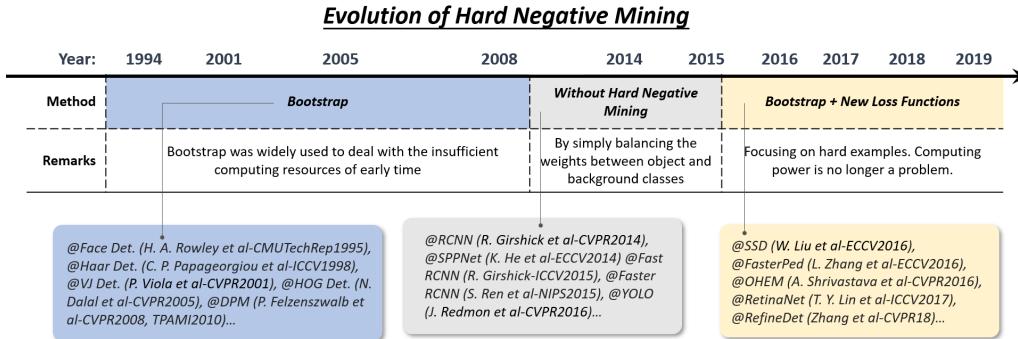


Figura 9: Evoluzione di Hard Negative Mining [88]

non viene risolto completamente il problema di sbilanciamento, quindi c'è stato un ritorno al *bootstrap*. Un altro modo per risolvere lo sbilanciamento è l'introduzione di nuove funzioni di Loss, come ad esempio la Focal Loss in RetinaNet [55], descritta con maggior dettaglio in Sezione 1.4.1.

1.1.2 Dataset

L'insieme dei dati con cui addestrare e testare le performance dei modelli via via sviluppati nel corso del tempo ha subito un'evoluzione. Costruire dataset sempre più grandi e con meno bias è sempre stato un obiettivo principale che si ponevano i ricercatori, tutto ciò per realizzare dei benchmark che mettessero sempre di più a dura prova i nuovi modelli.

Nel seguito di questa sezione analizzeremo in breve alcuni dei dataset più famosi nell'ambito della computer vision, con particolare attenzione per alcuni incentrati sulla rilevazione di pedoni. In Tabella 1 è presente uno schema riassuntivo dei dataset presi in analisi.

MIT PED. Risale all'inizio del nuovo millennio ed è uno dei primi dataset che ha come scopo il riconoscimento di pedoni. Rispetto agli standard odierni risulta molto piccolo in quanto contiene circa 509 immagini usabili per l'addestramento e 200 usabili per la fase di test. [64]

INRIA Risalente al 2005, nasce dall'esigenza di creare un dataset dove la detection diventasse più complicata rispetto a quello fatto dal MIT [14]. Contiene 1805 immagini ad una risoluzione di 64×128 pixel di esseri umani. Le immagini usate per l'insieme di training sono 2478, ovvero 1239 immagini, contenenti esempi positivi, prese dal totale più le stesse

Dataset	Immagini	Totale BB	Classi	Risoluzione	Fonte	Altre informazioni
Mit ped	500/200	ND	1	64 × 128	ND	È stato il primo
INRIA	1805	ND	1	64 × 128	ND	Forma rudimentale di Data Augmentation
Pascal VOC (2012)	11540/10991	27450 in train	20	Variabile	Web	Challenge
Caltech	124K/124K	350K totali	3	640 × 480	Vettura in movimento	Ambiente cittadino
KITTI	194/195	160K totali	6	1382 × 512	Vettura in movimento	3D, moltissime vetture
ILSVRC	458K/46K	ND	200	Variabile	Web	Challenge
CityPersons	5K	35K	4	ND	Altro dataset	BB con stesse proporzioni, 50 città diverse
MS-COCO	123K/40K	896K in train	91	Variabile	Web	Ottima contestualizzazione
OPEN IMAGES (2018)	1,784M/125K	14M in train	600	Variabile	Web	Molte classi, molto ampio, alta media di istanze per immagine
EuroCity	28K/19K	250K in totale	9	1920 × 1024	Vettura in movimento	Varietà nell'ambiente, qualità delle immagini

Tabella 1: Riassunto dei dataset analizzati, dove presente lo ‘/’ indica la suddivisione tra train e test

immagini ma specchiate secondo l’asse delle y.

PASCAL VOC Pascal Visual Object Classes (VOC) è collocabile in un periodo che va dal 2005 al 2012 [22, 21]. VOC consiste di due parti complementari, la prima è un dataset pubblico e disponibile per esperimenti e benchmark, la seconda è una sfida annuale. Nel corso degli anni ne sono state sviluppate diverse versioni, individuabili dal pattern VOCANNO. I task effettuabili su questo dataset spaziano dalla classificazione di immagini alla object detection passando anche per il rilevamento di azioni.

Per la sfida nel 2007 sono state raccolte solo immagini dal social network Flickr. Nell’articolo di presentazione del dataset [22] si legge che le immagini raccolte sono molto eterogenee: un veicolo per strada si può trovare in diverse pose o forme; la classe person si può trovare in diversi contesti.

Per realizzare il dataset sono state definite delle keyword con cui effettuare query su Flickr. Tali keyword sono state definite sulla base delle classi degli oggetti che si desiderava annotare. Tramite queste query sono state recuperate 500.000 immagini, non prendendo in considerazione la data di acquisizione, il nome del fotografo, la location e via discorrendo. Le query venivano effettuate a gruppi di 100.000 immagini alla volta, di cui venivano selezionate casualmente solamente fotografie che venivano effettivamente inserite nel dataset. Questa operazione è stata ripetuta fino ad ottenere la quantità desiderata di file. L’operazione successiva è stata quella di eliminare i duplicati o comunque immagini molto somiglianti tra di loro, una volta fatto questo gli annotatori sono passati appunto ad annotarle. Di queste 500.000 immagini agli annotatori ne sono state presentate 44.269. Gli annotatori avevano la facoltà di scartare alcune

immagini se le ritenevano non adatte ad essere annotate o avevano una confidenza bassa sull'eventuale annotazione da effettuare.

Nonostante ciò è stato scoperto un elemento che portava a del bias all'interno del dataset. L'elemento in questione riguardava il modo in cui le immagini sono state recuperate. Quando si effettua una query su Flickr il server restituisce le immagini in ordine cronologico di upload sulla piattaforma. Il dataset è stato realizzato nel Gennaio 2007, quindi buona parte delle immagini erano ambientate in un contesto natalizio o perlopiù invernale. Con VOC2008 il problema è stato risolto aggiungendo una data casuale all'interno della query per recuperare le immagini.

CALTECH PEDESTRIAN DATASET Il *Caltech Pedestrian Dataset* [18] nasce nel 2009 ed è molto più ampio di tutti gli altri dataset visti in precedenza. Le immagini sono state ricavate da circa 10 ore di video girato a 30 frame al secondo in un ambiente urbano con traffico regolare. È quindi presente un numero di frame che è nell'ordine di grandezza di 10^6 . La telecamera con cui sono state acquisite le registrazioni è stata piazzata su un'autovettura con un guidatore che attraversava le strade di Los Angeles guidando in maniera normale. La risoluzione delle immagini è di 640×480 e, come conseguenza del fatto che il sistema è stato più volte smontato e rimontato, ci sono piccole variazioni nella posizione della telecamera. Il dataset è stato creato da 11 sessioni dove in ognuna di queste venivano esplorati 5 quartieri. Dopodiché le prime sei sessioni sono state destinate all'addestramento, mentre le rimanenti cinque sono state adibite a test set.

Sono stati annotati 250.000 fotogrammi, per un totale di 350.000 BB e 2300 pedoni univoci. Di tutti i fotogrammi, circa il 50% non hanno pedoni, mentre il 30% del totale ne ha almeno due. In media un pedone è visibile per un tempo di 5 secondi. Come avviene sui dataset più recenti, i pedoni sono raggruppati secondo la loro distanza dal guidatore. In particolare notiamo che i pedoni sono vicini se la loro altezza è maggiore di 80 pixels, sono ad una distanza media se la loro altezza è compresa tra 30 ed 80 pixels, mentre sono considerati lontani se la loro altezza è al più 30 pixels. Questa discretizzazione riguardante la distanza dei pedoni è stata realizzata seguendo la distribuzione delle altezze degli stessi all'interno del dataset. Sono state inoltre prese in considerazione statistiche riguardanti l'occlusione dei pedoni e la loro posizione rispetto alla telecamera.

KITTI [31] Questo dataset è realizzato a partire da hardware usato per la

guida autonoma. La particolarità è che offre informazioni tridimensionali dell'ambiente grazie a dei sensori laser dedicati che mappano il territorio circostante. Per la realizzazione sono state utilizzate due telecamere a colori con una risoluzione di 1392×512 pixels, uno scanner laser ed un localizzatore GPS con un'unità di correzione Real-time kinematic (RTK), il tutto orchestrato da un calcolatore su cui girava un database in real time. Tutto questo hardware è stato montato su una station wagon che è stata guidata per dei normali scenari cittadini. Inoltre le annotazioni non sono BB in due dimensioni, ma dei parallelepipedi che avvolgono gli oggetti. Per la loro realizzazione sono stati presi annotatori umani che hanno posizionato BB tridimensionali su oggetti come auto, furgoni, camion, tram, pedoni e ciclisti. Inoltre gli annotatori sono stati istruiti per marcare ogni BB come visibile, semi occlusa, occlusa o troncata.

ILSVRC Come per VOC anche ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) [73] è una challenge organizzata annualmente dal 2010 al 2017. Inoltre, sempre come per VOC è presente un dataset pubblico disponibile per addestramenti e test. Come per alcuni dei dataset precedentemente introdotti le immagini sono state prese in parte da Flickr, con l'aggiunta però di altri motori di ricerca. In particolare andremo ad analizzare la costruzione della parte di dataset riguardante la *object detection*, tenendo conto però che il dataset contiene anche una parte dedicata alla classificazione di immagini ed un'altra parte dedicata alla rilevazione singola di oggetti all'interno dell'immagine.

Le classi di oggetti presenti sono 200 e sono stati scelte partendo dalle 1000 classi usate per la classificazione di immagini. Una prima riduzione per arrivare a 494 classi è stata inizialmente effettuata tramite l'eliminazione di label corrispondenti ad oggetti che occupavano gran parte del fotogramma o semplicemente non adatti alla *object detection*. Un ulteriore operazione di unificazione tra classi simili ha portato il numero a 200.

Per il training set le immagini hanno tre provenienze differenti. Le prima sorgente di immagini è la parte di dataset dedicata alla rilevazione singola di oggetti alla quale vengono aggiunti ulteriori esempi negativi usando come seconda fonte altri motori di ricerca. Le immagini provenienti da queste due prime sorgenti sono state annotate solamente con un sottinsieme delle classi totali. L'ultima sorgente di immagini è la piattaforma Flickr su cui sono state fatte query generiche. Riguardo invece la porzione di dataset dedicata alla validazione e al test, la situazione è molto simile in quanto la fonte primaria (77%) è la porzione

di ILSVRC2012 adibita alla rilevazione di oggetti singoli, a cui però sono state sottratte le immagini nel quale gli oggetti occupavano più del 50% dell'area totale del fotogramma. Per aggiungere ulteriori esempi, come per il training set, sono state effettuate interrogazioni generiche su Flickr. A differenza dell'insieme di immagini di addestramento, per la validazione e il test, sono state usate tutte e 200 le classi disponibili. In totale per il training set sono presenti circa 458.000 immagini, mentre per il validation e test set sono presenti 46.000 fotogrammi.

CITYPERSONS Zhang *et al.* [84] propongono un nuovo dataset derivante da Cityscapes [11], ma invece che focalizzarsi sulla segmentazione delle scene in contesti urbani CityPersons è incentrato sulla rilevazione di pedoni. Infatti per ogni frame di Cityscapes sono stati annotati esseri umani tramite BB.

Le classi usate in questo dataset sono quattro, e variano a seconda della postura del pedone. Con `pedestrian` vengono indicate le persone in piedi, che corrono o camminano, mentre con `rider` si indicano quelle persone che sono alla guida di un mezzo a due ruote. Sono presenti altre due classi per indicare le persone sedute (`sitting person`) e persone con pose inusuali (`other person`).

Il processo di annotazione dei `pedestrian` e `riders` viene standardizzato in quanto le BB hanno tutte la stessa proporzione (0.41), è quindi sufficiente tracciare una linea che va dalla testa ai piedi del pedone per generare una BB delle giuste dimensioni. In questo modo si perfeziona l'allineamento della regione con l'oggetto da rilevare, e quindi si migliorano le prestazioni dell'eventuale modello. Per le rimanenti due classi invece il processo non è stato standardizzato, quindi vengono semplicemente disegnate BB che contengono la persona. Un'altra operazione che è stata effettuata è stata ricercare tra le immagini tutte quelle persone false (manichini, statue, riflessi) per marcarli come regioni da ignorare.

Il dataset è composto da 5000 immagini, con un totale di circa 35000 annotazioni e 13000 regioni da ignorare. A differenza di KITTI e Caltech c'è una densità di persone per frame sette volte superiore ed il numero di individui distinti è prossimo a 20.000, quindi rispettivamente 15 e 3 volte superiore. La suddivisione tra test e train set è la stessa di Cityscapes.

MS-COCO [56] Attualmente MS-COCO proprio a causa delle difficoltà di ottenere buone prestazioni è considerato uno dei più interessanti dataset per la *object detection*. Rispetto a ILSVRC ha meno classi, ma contiene molte più immagini ed annotazioni. Il punto di forza di questo dataset è la

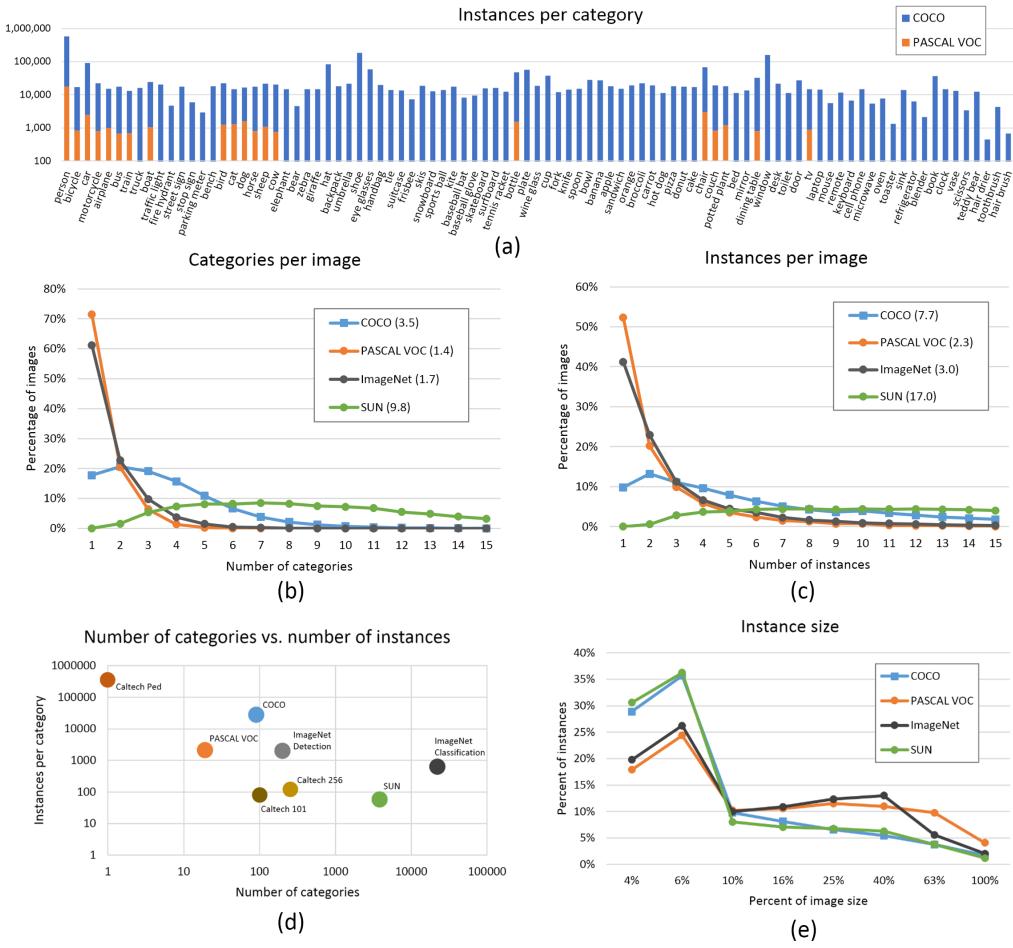


Figura 10: Statistiche riassuntive di MS-COCO [56]

grande molteplicità di contesti in cui sono state catturate le immagini e soprattutto la densità di oggetti che rispecchia in maniera molto fedele quella del mondo reale. Inoltre una proprietà importante è che gli oggetti si trovano quasi sempre in contesti appropriati.

Andando più nello specifico ci si trova davanti ad un dataset che nella sua ultima versione ha, per la *object detection*, circa 165.000 immagini dedicate all’addestramento, e circa 160.000 dedicate alla validazione ed al test. Le classi in totale sono 91. In media ci sono 3.5 categorie diverse e 7.7 oggetti per immagine. In Figura 10 è presente uno schema riassuntivo delle statistiche di questo dataset, nel quale si nota anche che rispetto ad esempio a ILSVRC e VOC, ci sono molte meno immagini con una sola BB, infatti in MS-COCO solamente il 10% rientra in questa categoria.

OPEN IMAGES Open Images Detection (OID) [49], nella versione 5, è un dataset composto da 9.2 milioni di immagini. Attualmente il dataset rappresenta una delle sfide più interessanti insieme a ILSVRC e MS-COCO. Come altri dataset anche questo si adatta a più task poiché le annotazioni sono state effettuate a livello di singola immagine, di *object detection*, segmentazione e interazioni tra oggetti. Per quanto riguarda la rilevazione di oggetti OID dispone di più classi rispetto a ILSVRC in quanto si arriva a 600 differenti label su 1.9 milioni di immagini con BB realizzate per la maggior parte da annotatori professionali interni a Google. Oltre ciò i contesti e le ambientazioni in cui sono state catturate le immagini sono molto eterogenei.

EUROCITY EuroCity è un dataset proposto da Braun *et al.* nel 2019 [7]. Le immagini sono state acquisite da un veicolo in movimento in 31 diverse città europee appartenenti a 12 differenti stati. L'arco temporale attraversa le quattro stagioni, ed anche le condizioni metereologiche, fatta eccezione per forte pioggia e tempesta di neve, sono state tutte acquisite.

La risoluzione è di 1920×1024 con un framerate di 20 immagini al secondo. Una particolarità delle immagini acquisite da queste telecamere è lo spazio colore che arriva a 16 bit. Quest'alta gamma dinamica si traduce in una più alta qualità dei fotogrammi in condizioni di luce non ottimale, come può essere un controsole o una notturna.

Per ogni città in media sono state catturate 1.7 ore di video e le immagini sono state campionate ogni 4 secondi (80 frame). Questo porta ad avere una ripetizione minore di pedoni o oggetti uguali, soprattutto in condizioni trafficate. Le classi in questo dataset si differenziano in base al veicolo su cui si trovano i pedoni. Sono stati annotati gli esseri umani a piedi, sulle moto, scooter, tricicli, sedie a rotelle e buggy. L'occlusione è stata gestita decidendo di annotare l'oggetto nella sua totalità dando una misura spannometrica per le dimensioni della BB. Riguardo ai veicoli invece sono state fatte BB separate per il veicolo e la persona che lo utilizza. Vengono inoltre scartate le persone che hanno un'altezza inferiore a 20 pixel.

1.2 DETECTOR BASATI SU METODI TRADIZIONALI

In questa sezione verranno analizzati in breve i detector più famosi che hanno segnato la storia della *Object Detection* prima dell'avvento del *Deep Learning*.

VIOLA JONES DETECTORS Nel 2001 P. Viola e M. Jones [80, 81] sono riusciti a realizzare un modello, chiamato Viola Jones (VJ) Detector, capace di riconoscere volti umani in condizioni non vincolate. L'hardware che fu usato era al passo con i tempi, si parla infatti di un processore Intel Pentium III, ed i risultati erano impressionanti. Molti altri algoritmi di rilevazione di volti infatti giravano decine, se non centinaia, di volte più lenti rispetto ad VJ e l'accuratezza era del tutto paragonabile.

L'approccio usato dai due ricercatori in fase di sviluppo è anche uno dei più basilari, ovvero la finestra scorrevole. Nonostante il compito fosse molto al di là della portata dell'hardware dei tempi, questo detector tramite alcune tecniche è riuscito a migliorare drasticamente la sua efficienza in termini di velocità e accuratezza. La prima di queste tecniche è un algoritmo chiamato *integral image* che serve a computare efficientemente la somma di valori in un sottoinsieme rettangolare di una griglia. In questo modo si è riusciti a velocizzare le operazioni di filtraggio e convoluzione. Il secondo mattoncino con cui è stato costruito VJ riguarda la scelta delle feature delle immagini. Le feature venivano estratte grazie alla *Wavelet Haar* ed invece che selezionare manualmente un sottoinsieme di filtri è stato usato Adaboost [28]. Infine la rilevazione veniva effettuata a cascata, in questo modo si riusciva a ridurre lo spreco di risorse evitando di passare più tempo del dovuto su porzioni di immagine dove l'algoritmo aveva una ragionevole certezza fossero sfondo.

HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS Histogram of Oriented Gradients (HOG) è un descrittore di feature per immagini presentato nel 2005 da N. Dalal e B. Triggs [14]. Il suo scopo era l'estrazione di informazioni utili da un'immagine, cercando di scartare il più possibile informazioni inutili.

La motivazione per la realizzazione è stata la rilevazione di pedoni, tuttavia è facilmente adattabile alla rilevazione di altre classi. L'idea dietro queste feature si basa sul gradiente secondo una direzione. Possiamo spiegarlo intuitivamente come la variazione di colore che si ha andando in una determinata direzione di una regione rettangolare dell'immagine. L'estrazione procede dividendo l'immagine in celle non disgiunte e per ognuna di esse, sulla base dei pixel che la compongono, viene calcolato un istogramma monodimensionale dei gradienti secondo le varie direzioni. Prendendo tutti gli istogrammi derivanti dalle celle si ottiene una rappresentazione sotto forma di feature HOG dell'immagine. In Figura 11 è possibile vedere un esempio di estrazione di questo tipo di feature.

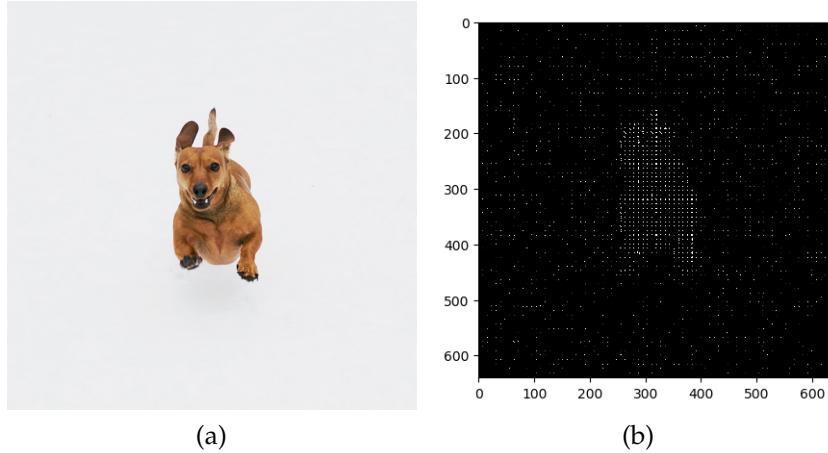


Figura 11: Esempio di estrazione feature HOG, a sinistra immagine originale, a destra dopo estrazione delle feature

DEFORMABLE PART-BASED MODEL La realizzazione di Deformable Part-based Model (DPM) parte da P. Felzenszwalb nel 2005 come estensione di HOG [23]. Questo detector è di tipo *"Divide et Impera"* in quanto la fase di addestramento può semplicemente essere considerata come l'apprendere la decomposizione di un oggetto in più parti, mentre la fase di inferenza può essere vista intuitivamente come il rilevamento delle parti di un oggetto. Successivamente R. Girshick ha esteso questo modello, detto *star-model*, ad un modello mistura [24, 25, 35, 34]. In questo modo si è riusciti ad applicare DPM a casi reali. Per molti anni è stato considerato un punto di riferimento in quanto vincitore della sfida VOC dal 2007 al 2009.

DPM è formato da un filtro posizionato alla radice, più tanti altri filtri sottostanti adibiti al riconoscimento delle varie parti che formano un oggetto. Nel modello mistura di Girshick i sottofiltrati vengono specificati manualmente, mentre ora sono implementati come variabili latenti e come tali hanno bisogno di una fase di apprendimento supervisionato.

1.3 DETECTOR BASATI SU DEEP LEARNING

Come è possibile vedere da Figura 3 gli anni tra il 2012 ed il 2014 hanno segnato un punto di svolta nella *object detection* grazie a nuovi modelli basati su tecniche di apprendimento profondo. L'era attuale in cui il deep learning ha preso il sopravvento vede una diramazione nelle tecniche sviluppate per la rilevazione degli oggetti, nonostante ciò i due rami

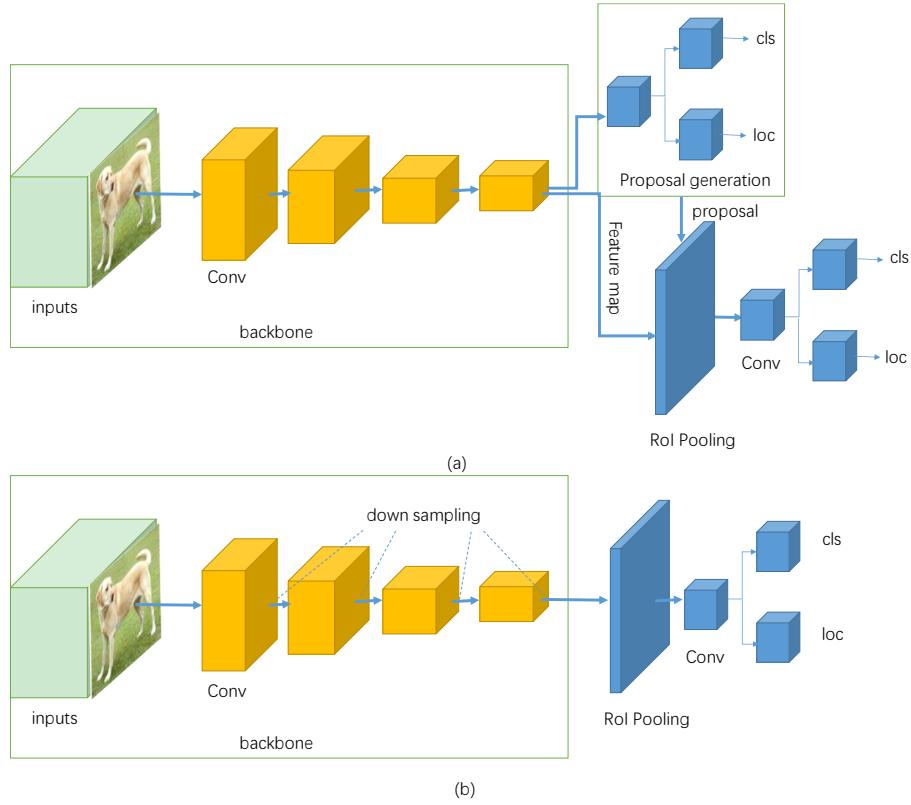


Figura 12: In (a) la struttura di un detector a doppio stadio, in (b) la struttura di un detector a singolo stadio [47]

sono complementari e sviluppati in parallelo in quanto oggetto di studi recenti. La prima diramazione è quella dei detector *One Stage*, questi detector ottengono prestazioni in inferenza molto elevate, a discapito però di accuratezza e precisione nella localizzazione; esse risultano più scarse rispetto ai detector *Two Stage*, i quali però sono più lenti in fase di inferenza.

1.3.1 Estrattori di feature

Nell'era dell'apprendimento profondo anche gli estrattori di feature si sono evoluti. Vengono chiamati in gergo *Backbone Network* e sono reti neurali che prendono in input un'immagine e ne restituiscono le feature che poi andranno in input al modello che si occuperà della rilevazione di oggetti.

Molte delle reti di backbone usate attualmente sono reti create per

la classificazione di immagine, ma senza l'ultimo strato usato come classificatore. Come per molti compiti anche per le estrazioni delle feature possiamo effettuare delle scelte che ci portano ad avere più accuratezza ma minore velocità di esecuzione, o viceversa. Reti come ResNet[81], ResNeXt [39], AmoebaNet [32] sono profonde e hanno un elevato grado di connessione tra i vari neuroni, queste reti risultano quindi generalmente più accurate, ma conseguentemente una struttura così densa produce effetti negativi sulle prestazioni.

Molte volte però si può sacrificare un po' di accuratezza per migliorare la velocità, un ambito ad esempio è quello dei dispositivi portatili come possono essere gli smartphone. Reti come MobileNet [70], ShuffleNet [67], SqueezeNet [57] o Xception [54] sono dei backbone leggeri che possono essere usati per questo scopo.

1.3.2 *Two Stage Detector*

Uno schema basico dell'architettura di un rilevatore a doppio stadio è mostrata in Figura 12 (a). I cubi gialli sono strati convoluzionali, chiamati blocchi, presenti nella rete di backbone. Da questi blocchi si otterrà una mappa delle feature, che verrà passata al Region of Interest (ROI) pooling layer per ottenere le feature definitive. Le proprietà estratte a quest'ultimo passaggio, nel caso dei detector a doppio stadio, passano generalmente per una Region Proposal Network (RPN) che propone delle regioni in cui potenzialmente potrebbe essere contenuto un candidato alla rilevazione. L'output della RPN a questo punto verrà usato come input da dei layer convoluzionali aggiuntivi (i cubi blu di Figura 12) per la classificazione. Vedremo qui di seguito alcuni modelli a doppio stadio.

R-CNN Girshick nel 2014 propone il primo detector a doppio stadio chiamato R-CNN [33]. Il modello è composto da quattro moduli. Il primo modulo genera le cosiddette region proposal, ovvero delle regioni che potenzialmente possono contenere oggetti. Il secondo modulo, partendo da queste regioni genera dei vettori di feature di dimensione fissata (4096 elementi) usando cinque strati convoluzionali e due completamente connessi. Un problema con cui si sono scontrati gli autori in questa fase è stato che l'input di una CNN è di dimensione fissata, mentre gli oggetti possono avere dimensioni e proporzioni differenti. È stato quindi fissato l'input della CNN come una regione di dimensione 227×227 e, per far combaciare le regioni proposte del primo modulo, sono state applicate trasformazioni. La parte di classificazione è invece appannaggio

del terzo modulo, ovvero un insieme di Support Vector Machines (SVM). Le BB vengono infine generate tramite regressione dal quarto ed ultimo modulo. Tra le CNN i parametri sono condivisi, mentre le SVM usate per la classificazione sono totalmente indipendenti l'una dall'altra.

La fase di addestramento di R-CNN si fa su ogni singolo componente in maniera separata. Come prima cosa viene realizzata una fase di pre-addestramento, seguita da una fase di addestramento fine. Dopodiché si vanno ad addestrare in maniera separata i classificatori SVM e gli strati di regressione per generare le BB. Riguardo la classificazione un aspetto interessante di cui tenere conto è l'applicazione della Intersection over Union (IoU) o indice di Jaccard, ovvero un valore che indica la sovrapposizione tra due regioni. Varia tra 0 e 1, con 0 quando non c'è alcuna sovrapposizione ed 1 quando la sovrapposizione è totale. La IoU si calcola prendendo in considerazione la BB *vera* e la BB *predetta* in fase di inferenza. In particolare è definita come il rapporto tra l'area di intersezione delle due regioni e l'unione delle due aree.

SPATIAL PYRAMID POOLING NETWORKS In R-CNN uno dei problemi era nel secondo modulo, quando le CNN richiedevano un input di dimensione fissata. Con SPPNet [39] si risolve il problema introducendo un layer di pooling piramidale che permette alle CNN di lavorare anche con input di dimensione differente, senza necessità di applicare trasformazioni alla regione. In Figura 13 possiamo vedere come è stato realizzato questo nuovo layer di pooling piramidale.

Con l'uso di questo nuovo strato le feature possono essere estratte solamente una volta e dall'intera immagine, il che porta SPPNet ad essere circa 20 volte più veloce di R-CNN, senza perdere in accuratezza. Nonostante ciò sono presenti lo stesso alcune problematiche infatti come per R-CNN la fase di addestramento è ancora realizzata in più passaggi.

FAST R-CNN Fast R-CNN, proposta sempre da R. Girshick, [32] è una versione migliorata di R-CNN. Uno dei grandi difetti di R-CNN era la velocità in quanto per ogni regione candidata era necessario un passaggio sulle CNN per estrarre le feature. Con Fast R-CNN le feature vengono estratte in un unico momento e dall'intera immagine e successivamente passate ad un ROI pooling layer che restituisce in uscita vettori di dimensione fissata da passare agli strati di classificazione e regressione. A differenza di R-CNN e SPPNet l'addestramento è composto da una sola fase, e questo è reso possibile da una misura di loss comune a tutta la struttura. Un altro miglioramento rispetto a R-CNN, e che accomuna que-

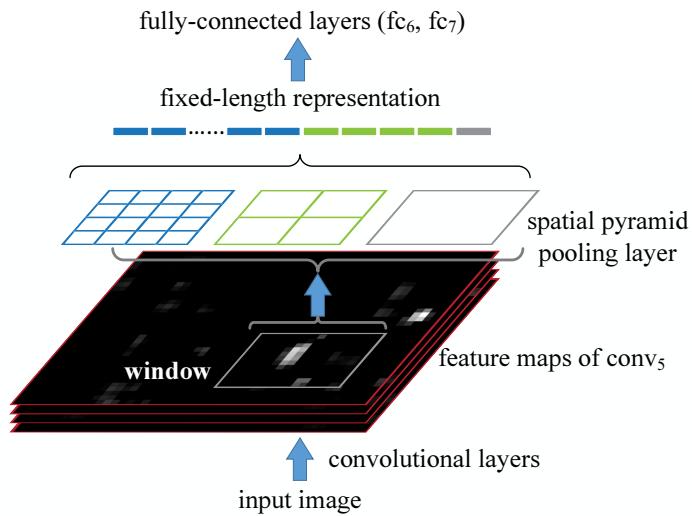


Figura 13: Struttura di SPPNet [39]

sto detector a SPPNet, è che vengono preservate le informazioni spaziali delle regioni candidate in quanto non c'è più necessità di avere input di dimensione fissa per le CNN.

Tramite queste migliorie si ottengono vantaggi notevoli rispetto a R-CNN, sia in fase di training che di inferenza. In addestramento si ha uno speedup di circa 9 volte, mentre in fase di inferenza si arriva fino ad un incremento di velocità di 223 volte.

FASTER R-CNN Tre mesi dopo la presentazione di Fast R-CNN venne presentata un'ulteriore versione migliorata chiamata Faster R-CNN [70]. Il collo di bottiglia di Fast R-CNN è la generazione delle regioni candidate a contenere oggetti. Con Faster R-CNN viene risolto con l'utilizzo di una RPN, ovvero una rete convoluzionale in grado di generare efficientemente regioni di diverse dimensioni e proporzioni. Viene quindi scartata la parte iniziale di Fast R-CNN e sostituita con questa nuova RPN che in poche parole dice a Fast R-CNN *dove guardare*.

L'input di una RPN è un'intera immagine e l'output sono regioni rettangolari con un indice di appartenza ad una determinata classe. In più in Faster R-CNN, grazie all'implementazione di una RPN, vengono utilizzate anche le *Anchor Boxes* che semplificano la rilevazione di oggetti con dimensioni differenti.

FPN Nel 2017 Lin *et al.* hanno proposto Feature Pyramid Network (FPN) [54] sulla base di Faster R-CNN. Prima di FPN l'idea era di eseguire la

rilevazione di oggetti basandosi solamente sull'output dell'ultimo livello dell'estrattore di feature. Tuttavia però alcune informazioni contenute nei layer più profondi della CNN possono essere utili, per questo motivo è stata fatta un'architettura top down con connessioni laterali sfruttando la piramidalità intrinseca delle CNN. Ora FPN è utilizzato in molti modelli, tra cui anche RetinaNet ovvero il modello usato durante lo sviluppo di questo lavoro di tesi.

1.3.3 One Stage Detector

Lo schema architettonico di un detector a singolo stadio è visibile in Figura 12 (b). Inizialmente è sempre presente un backbone che servirà ad estrarre le feature dall'immagine in input, però a differenza di 1.3.2 non è più presente una eventuale RPN, bensì dal ROI pooling layer si passa direttamente a dei layer convoluzionali che si occuperanno di rilevare e classificare l'oggetto di interesse.

Come detto all'inizio della Sezione 1.3 da una parte la struttura dei modelli a singolo stadio li porta ad avere una accuratezza ed una precisione nella localizzazione minori rispetto alla controparte a doppio stadio; d'altra parte una struttura più semplice dal punto di vista degli strati porta ad avere maggiore velocità di elaborazione. Di seguito vedremo alcuni dei più famosi modelli a singolo stadio. In particolare in Sezione 1.4 vedremo in dettaglio RetinaNet, ovvero la rete neurale usata durante il lavoro di ricerca di questa tesi.

YOLO Redmon *et al.* proposero un nuovo detector chiamato YOLO con lo scopo di effettuare rilevazioni in tempo reale su video tratti da webcam [67]. Il flusso di YOLO inizialmente prevede la divisione dell'immagine in input tramite una griglia di dimensione $S \times S$. Ogni elemento della griglia è responsabile di predire B BB ed i loro punteggi di confidenza. Questo punteggio viene calcolato per rispecchiare la confidenza che ha il modello nell'affermare che una certa BB contenga un oggetto e per affermare anche quanto è precisa questa predizione. Viene infatti calcolato come $\text{Pr}(\text{Oggetto}) * \text{IOU}_{\text{pred}}^{\text{thruth}}$. Quindi la struttura di una BB è rappresentabile come una quintupla $(x, y, w, h, \text{confidenza})$ dove i primi quattro valori rappresentano le coordinate nello spazio, e l'ultimo la confidenza. Il singolo elemento della griglia inoltre calcola un vettore C dimensionale che rappresenta la probabilità condizionale $P(\text{Classe}|\text{Oggetto})$ per ogni classe. In Figura 14 è possibile vedere come è strutturata la rete nella sua totalità.

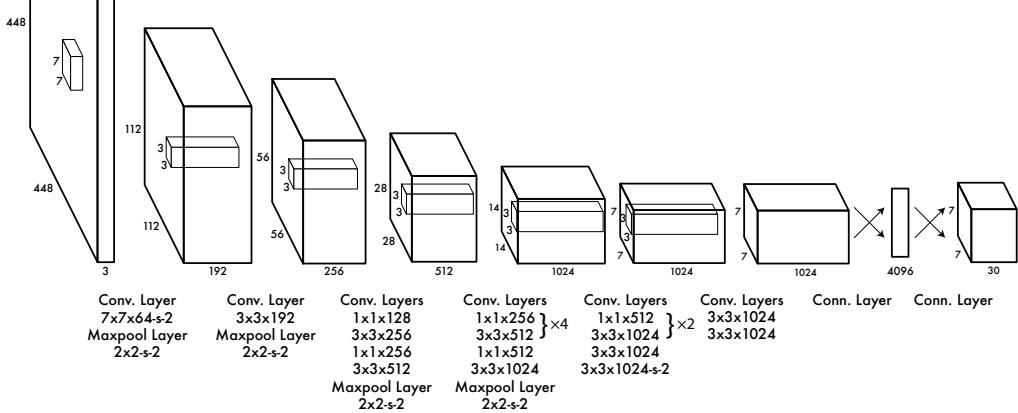


Figura 14: Struttura di YOLO [67]

YOLO v2 YOLO V2, come intuibile dal nome, è la seconda versione del detector YOLO che lo migliora in alcuni aspetti utilizzando tecniche prese da lavori precedenti [68]. Innanzitutto è stata adottata la *Batch Normalization* davanti ad ogni layer convoluzionale [46]. Questi strati di regolarizzazione favoriscono la fase di training rendendola più veloce. Inoltre si ottiene un miglioramento del 2% sulla mAP. Il secondo miglioramento è stato aumentare la risoluzione dell'input del classificatore. Nella prima versione la risoluzione è di 224×224 , che viene incrementata 448×448 quando si effettua la rilevazione. In YOLO V2 viene prima effettuato un fine tuning di 10 epoche del classificatore usando come risoluzione 448×448 . La prima versione di YOLO per predire la posizione delle BB usava degli strati totalmente connessi posizionati dopo i layer convoluzionali. Ora invece in YOLO V2 viene usato l'approccio delle *Anchor Boxes* rimuovendo quindi questi ultimi layer insieme al layer di pooling. In questo modo si mantiene una feature map ad alta risoluzione adatta allo scopo. È stata modificata anche la rete per far sì che operi alla risoluzione di 416×416 . Il numero 416 è stato scelto per via del fatto che si possa mappare con feature 13×13 , ed avendo un numero di pixel dispari si ha un unico pixel centrale.

Le predizioni riguardanti dimensioni e proporzioni delle BB fino ad ora venivano fatte in maniera empirica, anche in detector come Fast R-CNN. La seconda versione di YOLO usa l'algoritmo di clustering *K-Means* sul training set per ottenere delle buone probabilità a priori; usualmente l'algoritmo di clustering *K-Means* utilizza in spazi bidimensionali una distanza di tipo euclideo, ma in questo caso viene utilizzata una misura basata sull'IoU. Un miglioramento ha riguardato le feature. L'estrazione, come detto in precedenza, prevede finestre più piccole di dimensione

13×13 , questo porta ad un miglioramento nella rilevazione di oggetti piccoli. È presente anche un layer che concatena feature a dimensione 26×26 con quelle a 13×13 su canali differenti. Il training ora viene fatto usando una risoluzione di input differente che varia di 10 batch in 10 batch. Il modello effettua una riduzione di un fattore 32 dalla risoluzione standard di 416×416 ad una feature map di dimensione 13×13 . Per mantenere questa struttura quindi la risoluzione di input varia da minimo di 320×320 fino ad un massimo di 608×608 attraversando esclusivamente i multipli di 32. Da YOLO V2 deriva anche YOLO 9000 che riesce a rilevare, a discapito di un degrado delle performance, fino a 9000 oggetti.

YOLO v3 YOLO V3 migliora le prestazioni di YOLO V2 [69]. Il primo intervento riguarda la predizione dei label, in YOLO V3 è possibile assegnare ad una BB più classi; non si usa più un classificatore *softmax*, bensì un classificatore logistico coadiuvato dalla loss *cross-entropy*.

In secondo luogo all'estrattore di feature sono stati aggiunti alcuni layer convoluzionali che permettono di predirre BB con 3 scale differenti. L'ultimo di questi layer restituisce in output un tensore 3d che rappresenta la predizione in termini di coordinate della BB, misura di confidenza e predizioni delle classi. Gli esperimenti effettuati dagli autori sono stati condotti sul dataset MS-COCO e sono state predette 3 BB ad ogni scala differente, perciò il tensore di output è di dimensione $N \times N \times [3 \cdot (4 + 1 + 80)]$, dove l'ultima dimensione è strutturata in questo modo in quanto le scale sono 3 differenti, per ogni BB ci sono 4 coordinate, più 1 misura di confidenza, più 80 valori di probabilità sulle classi. Terza novità è la rete di backbone, che cambia passando a *Darknet-53*.

SSD Single-Shot Detector (SSD) [57] è detector basato su una rete neurale convoluzionale che produce un insieme di dimensione fissata composto da BB e indici di confidenza per indicare la presenza o meno di oggetti al loro interno. Infine è presente una fase di NMS per produrre le rilevazioni finali.

La rete è divisa fondamentalmente in due parti, la parte iniziale è un'architettura standard usata per la classificazione di immagini ma troncata in fondo in maniera da rimuovere gli ultimi layer che si usano per la classificazione. Successivamente è presente una struttura ausiliaria che si divide a sua volta in altre tre fasi:

- Feature multi scala: alla fine della rete troncata vengono aggiunti una serie di layer convoluzionali che via via diminuiscono in

dimensione e perciò permettono di effettuare rilevazioni su scale multiple.

- Predittori convoluzionali: Ogni layer aggiunto alla fase precedente produce un insieme fisso di predizioni usando un gruppo di filtri convoluzionali. Considerando un layer con dimensione $m \times n$ a p canali abbiamo un filtro di dimensione $3 \times 3 \times p$.
- BB di default: è un approccio simile a quanto già visto con le *Anchor Boxes*, tuttavia sono applicate a diverse mappe di feature a diverse risoluzioni.

Durante l’addestramento di SSD si cerca di far combaciare il più possibile le BB di default con le BB che rappresentano la *ground truth*. Per fare ciò bisogna determinare quale BB di default ha maggior intersezione con le BB rappresentanti la verità. Questo si fa attraverso l’indice di Jaccard (o IoU) e prendendo quelle BB di default con gli indici maggiori. Dopo questa fase di matching delle BB ci sono molte predizioni negative che introducono sbilanciamento tra esempi positivi e negativi in fase di training, perciò si adotta una tecnica di HNM ordinando gli esempi negativi secondo il loro livello di confidenza e prendendo solo i più alti. In questo modo si riesce a ridurre il rapporto tra esempi negativi e positivi a circa 3 su 1.

DECONVOLUTIONAL SSD Deconvolutional Single-Shot Detector (DSSD) [29] è una versione modificata di SSD che aggiunge un modulo di predizione e di deconvoluzione, oltre ad usare ResNet-101 come backbone. In Figura 15 è possibile vedere un confronto delle due architetture.

I moduli di predizione aggiunti via via nel corso della computazione servono a rilevare oggetti di varie dimensioni e proporzioni, mentre i layer di deconvoluzione portano ad avere delle feature più rappresentative.

M2DET [86] Nasce per andare incontro all’esigenza di rilevare oggetti uguali, ma con dimensioni differenti. Come si può vedere in Figura 16 dopo la rete di backbone per l’estrazione delle feature è presente una Multi-Level Feature Pyramid Network (MLFPN) composta a sua volta di tre moduli:

- Feature Fusion Module (FFM): serve ad fondere le feature provenienti da livelli diversi, usano layer convoluzionali di dimensione 1×1 per comprimere i canali di input e aggregare le feature map.

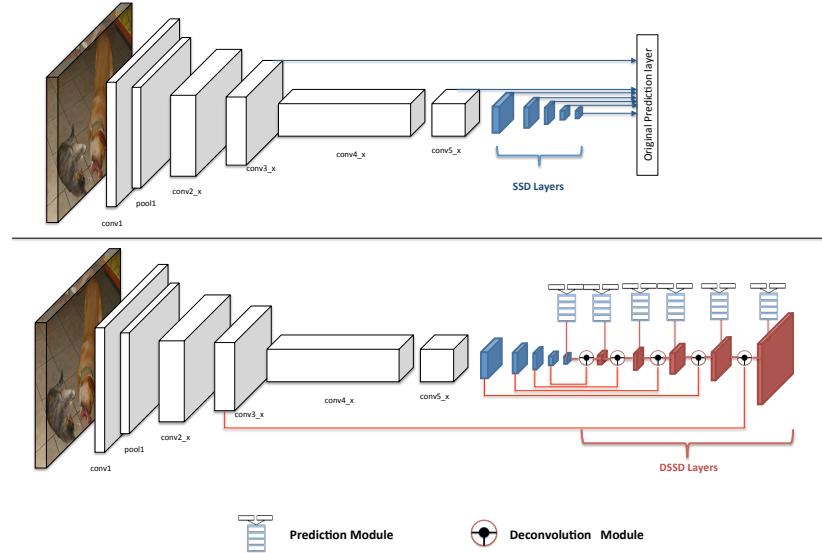


Figura 15: Architetture di SSD e DSSD. In blu i layer di SSD, in rosso quelli di DSSD.

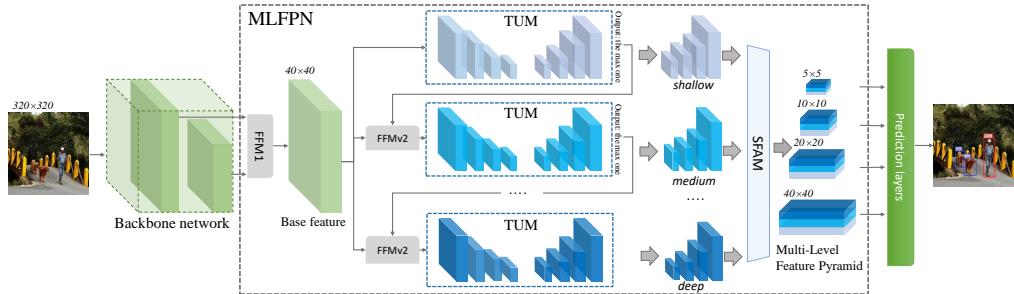


Figura 16: Struttura di m2det [86]

- Thinned U-shape module (TUM): genera un gruppo di feature multi scala. È formato da una serie di layer convoluzionali di dimensione 3×3 con stride 2.
- Scale-wise Feature Aggregation Module (SFAM): aggrega le feature generate da TUM in strutture piramidali tramite concatenazione.

1.4 RETINANET

Il trade-off tra precisione e velocità è sempre stato un punto cruciale problematico che ha determinato la scelta tra detector a singolo stadio ed a doppio stadio. Con RetinaNet [55] si tenta di risolvere il problema.

Secondo i ricercatori una difficoltà da affrontare è il forte sbilanciamento che si incontra in fase di training tra esempi di sfondo ed esempi di oggetti. Quindi è stata introdotta una versione modificata della classica *cross-entropy* loss chiamata *Focal Loss* che migliora la situazione.

1.4.1 Focal Loss

Prima di introdurre la *Focal Loss* è necessario ricordare la forma della *Cross-Entropy* per problemi di classificazione binaria:

$$\text{CE}(p, y) = \begin{cases} -\log(p) & \text{se } y = 1 \\ -\log(1-p) & \text{altrimenti.} \end{cases}$$

con $y \in \{\pm 1\}$ che specifica la classe di *ground truth* e p valore di probabilità per la classe con $y = 1$. Per comodità si definisce un indice p_t che indica se un esempio è classificato bene o meno:

$$p_t = \begin{cases} p & \text{se } y = 1 \\ 1-p & \text{altrimenti,} \end{cases}$$

un valore di p_t superiore a 0.5 indica che l'esempio è stato classificato correttamente, viceversa indica un errore nella classificazione. Con p_t è poi possibile riscrivere $\text{CE}(p, y) = \text{CE}(p_t) = -\log(p_t)$. In Figura 17 la curva blu rappresenta la *Cross Entropy* ed è possibile notare una proprietà riguardante gli esempi considerati facili da classificare, ovvero quelli con un valore p_t molto superiore a 0.5; è possibile notare inoltre che la loss di questi esempi ha comunque un valore elevato, nonostante siano considerati facili. Quindi sommando questa serie di valori si ottiene una loss comunque alta che non permette di concentrarsi sull'addestramento degli esempi considerati positivi e dare minor peso agli esempi negativi quali lo sfondo. Questo forte sbilanciamento tra sfondo e oggetti è di circa 1 a 10000 e, per evitare effetti disastrosi sulla funzione di loss, i ricercatori hanno cercato innanzitutto di bilanciare la *Cross Entropy* con un fattore $\alpha \in [0, 1]$ per la classe 1 e $1 - \alpha$ per la classe -1. Per comodità, analogamente a p_t è possibile definire anche α_t come:

$$\alpha_t = \begin{cases} \alpha & \text{se } y = 1 \\ 1 - \alpha & \text{altrimenti} \end{cases}$$

Quindi partendo da α_t è possibile definire la nuova *Cross Entropy* bilanciata $\text{CE}_b(p_t) = -\alpha_t \log(p_t)$.

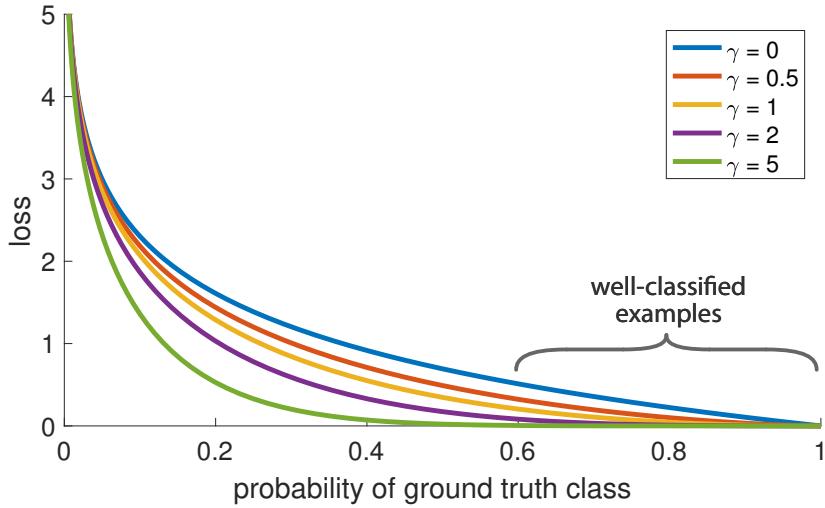


Figura 17: Focal Loss al variare di γ

Con il termine α si è riusciti quindi a bilanciare gli esempi negativi da quelli positivi, però rimane il problema di bilanciare tra esempi la cui detection è facile o difficile, ovvero quelli per cui abbiamo un valore p_t elevato o basso. Lo scopo quindi è dare poca rilevanza agli esempi facilmente classificabili e molta rilevanza a quelli difficilmente classificabili. Si aggiunge quindi alla *Cross Entropy* un nuovo termine $(1 - p_t)^\gamma$ con $\gamma \geq 0$ ottenendo una nuova funzione di loss detta *Focal Loss*:

$$FL(p_t) = -(1 - p_t)^\gamma \log(p_t)$$

Conducendo un'analisi di questa funzione possiamo affermare che avendo un esempio classificato male ($p_t < 0.5$), il fattore modulativo $(1 - p_t)^\gamma$ è vicino a 1 e la loss rimane più o meno invariata, e quantopiu' p_t tende ad 1 e tantopiù il fattore modulativo sarà vicino a 0, rendendo così la loss per gli esempi classificati bene meno efficace. Possiamo inoltre immaginare γ come un parametro che permette di gestire questa riduzione di efficacia. Ponendo $\gamma = 0$ ci si riconduce alla *Cross Entropy*, mentre più si aumenta e più si ottiene la riduzione di efficacia per gli esempi classificati bene.

Unendo la *Focal Loss* e la *Cross Entropy* loss bilanciata si ottiene la forma di *Focal Loss* utilizzata all'interno di RetinaNet:

$$FL(p_t) = \alpha_t (1 - p_t)^\gamma \log(p_t)$$

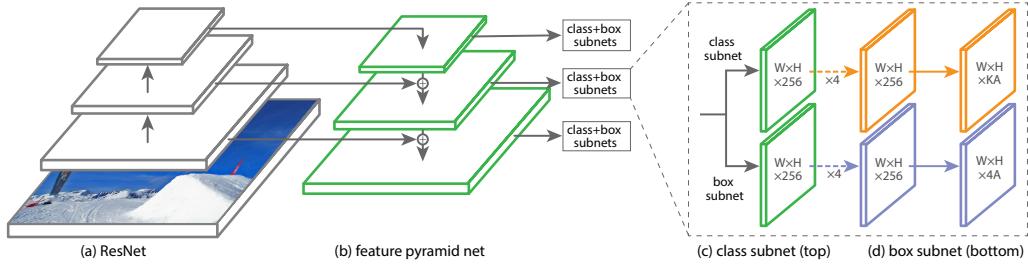


Figura 18: Struttura di RetinaNet

1.4.2 Struttura del detector

RetinaNet è composta da tre sottoreti, la prima è il backbone, le altre due sono una rete convoluzionale adibita alla classificazione e una rete convoluzionale per la regressione sulle BB. In Figura 18 è possibile vedere questa struttura appena descritta. Descriveremo di seguito le componenti del modello.

FEATURE PYRAMID NETWORK BACKBONE Una parte del backbone di RetinaNet è una FPN [54] che costruisce una struttura di feature piramidali a partire da un'immagine in input. Ogni livello della piramide può essere utilizzato per rilevare oggetti con dimensioni differenti. La FPN utilizzata è stata costruita al di sopra di una architettura ResNet [40]. È stata quindi costruita una struttura prendendo i livelli che vanno da P_3 a P_7 tale per cui il livello P_l con $l \in [3, 7]$ ha una risoluzione minore di un fattore 2^l rispetto all'input. Tutti i livelli hanno $C = 256$ canali. Inoltre, a differenza di [54], i livelli che vanno da P_3 a P_5 sono calcolati direttamente a partire dai corrispondenti livelli C_3, C_4 e C_5 di ResNet. P_6 è ottenuto tramite un layer convoluzionale con filtri 3×3 e stride 2 da C_5 . P_7 è ottenuto applicando ReLU alla stessa operazione effettuata per ottenere P_6 , ma applicata su C_6 .

ANCHOR Le *Anchor Boxes* sono simili a quelle utilizzate in [54]. Hanno un'area che può variare da 32×32 a 512×512 rispettivamente sui livelli della piramide delle feature che vanno da P_3 a P_7 . Come in [54] ogni livello della piramide usa *Anchor Boxes* di tre differenti proporzioni ($1 : 2, 1 : 1, 2 : 1$). Inoltre, per aumentare la copertura ad ogni livello, vengono aggiunte *Anchor Boxes* che hanno dimensioni scalate di $2^{\frac{1}{3}}$ e $2^{\frac{2}{3}}$ rispetto alle originali. Ogni layer della piramide ha quindi $A = 9$ *Anchor Boxes*, e per ognuna di esse si associano due vettori

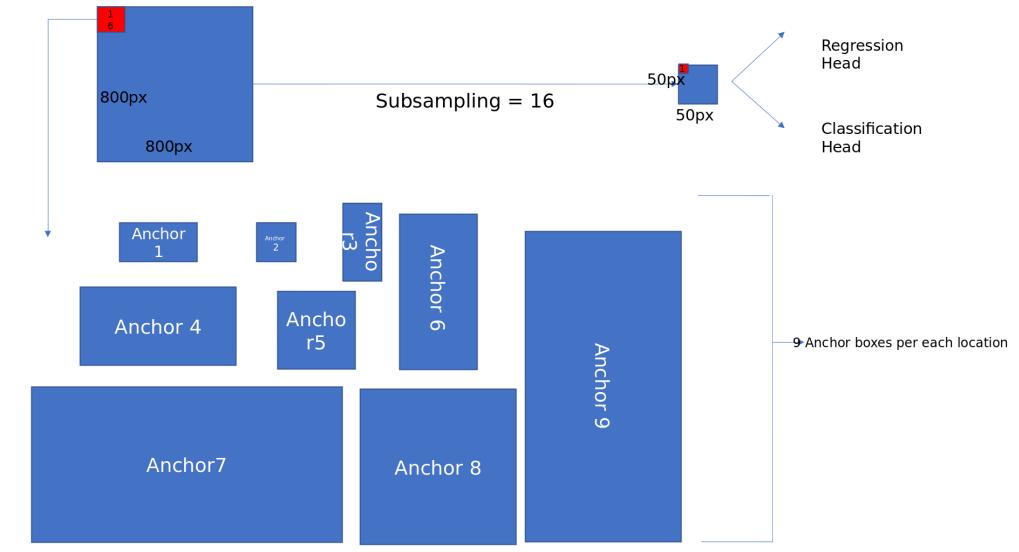


Figura 19: Definizione di AnchorBoxes in RetinaNet per un sample, tratto da medium.com

- un vettore one-hot di dimensione K come le K classi usate nel task di rilevazione
- un vettore di dimensione 4 contenente le coordinate delle BB ottenute per regressione

Le *Anchor Boxes* vengono assegnate ad una BB che fa parte della *ground truth* sulla base dell'indice di Jaccard. Se questo indice è inferiore a 0.4 allora la *Anchor Boxes* è considerata sfondo, mentre se il valore è compreso tra 0.4 e 0.5 è ignorata durante il training. In Figura 19 è presente un grafico esplicativo riguardante la definizione delle *Anchor Boxes* in RetinaNet, mentre in Figura 20 è presente un'immagine di esempio che mostra la totalità delle *Anchor Boxes*. Viene assegnato il valore 1 alla posizione corrispondente alla classe nel vettore one-hot di dimensione K nel caso in cui l'indice di Jaccard di una *Anchor Boxes* rispetto ad una BB è superiore a 0.5

SOTTORETE DI CLASSIFICAZIONE Questa sottorete si occupa di calcolare la probabilità di presenza di un oggetto per ognuna delle *Anchor Boxes* dell'insieme Λ e per ognuna delle K classi. È realizzata tramite una FCN attaccata ad ogni livello della FPN. I parametri della rete convoluzionale sono condivisi tra i livelli.

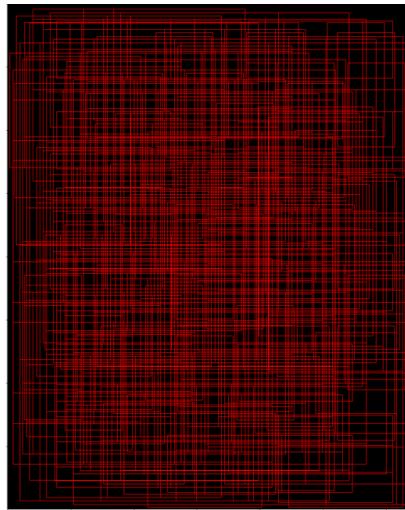


Figura 20: Anchor Boxes totali per un’immagine, tratto da medium.com

La sottorete prende in input una feature map con C canali presa da un livello della piramide e ci applica quattro layer convoluzionali di dimensione 3×3 con C filtri, ognuno con una funzione di attivazione ReLU, seguita a sua volta da un altro layer convoluzionale di dimensione 3×3 con KA filtri. Infine la funzione di attivazione scelta è la *Sigmoid*.

SOTTORETE DI REGRESSIONE In parallelo alla rete di classificazione lavora la rete di regressione che attacca un’altra FCN ad ogni livello della piramide per calcolare, partendo dalle *Anchor Boxes* le coordinate della BB contenente l’oggetto. La struttura è del tutto simile alla rete usata per la classificazione, ma alla fine i filtri non sono KA bensì $4A$.

2

SISTEMA

In questa sezione sarà descritta la struttura del sistema utilizzata al fine di realizzare gli esperimenti. Dopo una introduzione ai dataset utilizzati verranno descritte le tecniche utilizzate, in particolare il Transfer Learning e la Data Augmentation.

2.1 METRICHE PER LA OBJECT DETECTION

Quando vengono condotti esperimenti di rilevazione di oggetti un aspetto importante è la valutazione delle prestazioni del detector; nel caso della object detection la metrica usata è chiamata Mean Average Precision (mAP).

Prima di introdurre la mAP è necessario introdurre due altre misure di base: la *precision* e la *recall*. La *precision* misura la percentuale di predizioni corrette, mentre la *recall* misura la percentuale di predizioni corrette recuperate rispetto al totale.

Per la *precision* la formula precisa è data da

$$P = \frac{\text{True positive}}{\text{True positive} + \text{False positive}}$$

mentre per la *recall* è data da:

$$R = \frac{\text{True positive}}{\text{True positive} + \text{False negative}}$$

Per indicare se le prestazioni di un classificatore sono buone o meno viene valutata la *precision* in funzione della *recall*; l'area sotto questa curva viene chiamata Average Precision (AP), che quindi è definita come

$$AP = \int_0^1 P(R) dR$$

Attraverso le nozioni appena date è possibile infine definire la Mean Average Precision (mAP) come la media tra le AP delle varie classi

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{AP}_i$$

2.2 DATASET

In una prima fase i dataset usati per gli esperimenti sono due. Il primo è KAIST MPD [45], per cui è disponibile un'ampia documentazione, il secondo è un dataset gratuito realizzato dalla FLIR [1] per cui è disponibile una documentazione molto stringata. In una seconda fase sono stati utilizzati ai fini di questa tesi un insieme di video termici di Rete Ferroviaria Italiana (RFI).

2.2.1 KAIST Multispectral Pedestrian Dataset

Il Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST) propone in [45] un dataset che fornisce coppie di immagini termiche e a colori. La particolarità che offre questo dataset è che le due immagini sono allineate. Inoltre sono state raccolte sufficienti immagini sia diurne che notturne.

SPECIFICHE HARDWARE KAIST ha sviluppato una piattaforma basata su una camera a colori, una termica ed un *Beam Splitter*, e anche un supporto a tre assi chiamato *camera jig*. Un *Beam Splitter* è un dispositivo ottico di forma cubica formato in molti casi da due prismi che divide la luce in due parti. In questo caso viene utilizzato per l'allineamento delle due immagini in quanto permette il passaggio dello spettro termico mentre quello visibile viene riflesso. Il dispositivo usato per la realizzazione del dataset è stato costruito a partire da un wafer di silicio zincato.

Le telecamere utilizzate sono una *PointGrey Flea3* per la parte a colori ed una *FLIR-A35* per la parte termica. La prima acquisisce immagini ad una risoluzione di 640x480 pixels con un Field of View (FOV) di 103.6°, mentre la seconda ha una risoluzione di 320x256 con un un FOV di 39°. Come si può notare il campo visivo della telecamera visibile è più ampio di quello della telecamera termica, motivo per cui viene sacrificata parte dell'immagine visibile al fine di allineare i due fotogrammi. Il *framerate* è di 20 FPS.

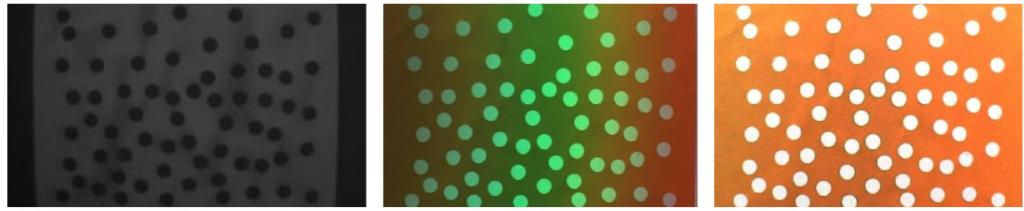


Figura 21: Pattern a scacchiera usato per la calibrazione di KAIST

CALIBRAZIONE L’idea per la realizzazione di questa architettura hardware è stata ripresa dal lavoro di Bienkowski *et al.* [6], in cui però non si fa riferimento alla metodologia usata per la calibrazione. Parleremo in questo paragrafo dell’approccio utilizzato per la realizzazione di questo dataset.

Innanzitutto è stata calcolata la traslazione fra le due telecamere, applicando un tipo di calibrazione stereo. Si può osservare che gli assi ottici delle telecamere al di là della divisione del fascio di luce sono paralleli per via della struttura hardware su cui sono montate. Di conseguenza, fra i due domini dell’immagine, è presente unicamente una traslazione ed è necessario solamente aggiustare la posizione tramite *camera jig* finché la traslazione non diventa nulla. Dopo l’aggiustamento, i due domini sono rettificati fino ad avere la stessa distanza focale virtuale. Al termine di queste procedure, oltre alla focale, i domini condividono i punti principali. Il dominio dell’immagine, virtualmente allineato, ha 640x512 pixel di risoluzione spaziale e, analogamente a quella umana ha un FOV, di 39°. Un pattern a scacchiera convenzionale non è osservabile con telecamera termica, quindi viene invece utilizzata una tavola di calibrazione speciale, con un certo numero di buchi. Quando viene scaldata, si ottiene una differenza di temperatura fra la tavola e i buchi, che possono essere osservati nel termico. In Figura 21 è raffigurato un esempio della tavola usata per la calibrazione. A sinistra abbiamo l’immagine termica, in posizione centrale è presente l’immagine a colori con distorsioni dovute al *beam splitter*, mentre a destra si ha l’immagine a colori dopo la correzione.

CORREZIONE DEI COLORI Per via del passaggio all’interno dei prismi del *Beam Splitter* le immagini catturate, soprattutto nello spettro del visibile, mostrano distorsioni piuttosto evidenti dei colori. Per gestire questo problema è stato deciso di acquisire un fotogramma di riferimento completamente bianco che mostrava distorsioni di colore. Per motivi legati al sensore utilizzato all’interno della telecamera visibile la distorsione del colore può essere considerata come una funzione lineare. Quindi ogni

pixel dell'immagine di riferimento può essere usato come coefficiente di correzione per le altre immagini, dividendo il livello di intensità di queste immagini per questi coefficienti.

ACQUISIZIONE DEI DATI E ANNOTAZIONI Tutto il marchingegno composto dalle due telecamere, il *Beam Splitter* ed il *Camera jig* è stato montato sul tetto di un'automobile al fine di realizzare immagini egocentriche del traffico. In particolare, come già accennato in precedenza, sono state realizzate raccolte di dati sia di giorno che di notte.

Il numero totale delle coppie di immagini catturate sono 95328 che sono state annotate manualmente con un totale di 103128 BB. Per realizzare le annotazioni è stata usata una versione modificata del Piotr's Computer Vision Toolbox [17]. Le BB sono state annotate con quattro differenti label:

- person: individuo singolo ben individuabile
- people: individui non distinguibili
- cyclist: persone che stanno utilizzando una bicicletta
- person?: individuo non ben identificabile per via di fotogrammi molto densi

Inoltre, anche se per lo scopo della tesi non sono stati presi in considerazione, ogni BB ha una corrispondenza temporale che identifica il singolo individuo attraverso i vari frame.

TRAIN E TEST SET Per dividere tra *train set* e *test set* è stato usato un criterio ben definito:

- Il numero di pedoni nei due set è simile
- Il numero di frame notturni e diurni nei due set è simile
- I due set non si sovrappongono

PROPRIETÀ

- Attributo di scala: per ogni BB è associato un valore di scala. Questo valore dipende dalla distanza che ha il pedone dall'automobile, ed è giustificato dalla seguente logica: supponendo che una vettura in area urbana viaggia ad una velocità compresa tra 30 e 50 km/h lo spazio di arresto varia tra gli 11 ed i 28 metri. Questo intervallo,

scalato opportunamente rispetto alla risoluzione dell'immagine, e considerando anche che l'altezza media di un pedone è di 1.7 metri, corrisponde ad un range che va da 45 a 115 pixel. All'interno di questo range le rilevazioni vengono poste come *medium*, al di sopra *far* ed al di sotto *near*.

- Occlusione: questo attributo associa ad ogni BB un valore che rappresenta l'occlusione del pedone. I valori possibili sono *no occlusion*, *partial occlusion*, *heavy occlusion*. I primi sono circa il 78.6%, i secondi circa il 12.6% e gli ultimi 8.8%.
- Posizione: l'impostazione dell'hardware rispecchia il più possibile quello di un essere umano, motivo per cui questo particolare setup concentra il rilevamento di pedoni nell'area centrale dell'immagine, in particolare nel lato destro. Questo è motivato dal fatto che nel paese dove sono stati acquisiti questi dati la guida è sulla destra. In Figura 22 è possibile vedere questo fenomeno.
- Cambio d'aspetto: l'aspetto dei pedoni all'interno del dataset è molto variabile. In condizioni di pieno sole i pedoni sono ben visibili e con dei contorni ben definiti, mentre la differenza di temperatura tra l'ambiente circostante ed il pedone è meno marcata. Quindi nello spettro a colori sono presenti pedoni ben definiti, mentre nel termico no. Di notte invece, per via delle temperature ambientali più basse e per l'assenza di luce si verifica il contrario.

2.2.2 FLIR Thermal Starter Dataset

Come già accennato in precedenza la documentazione riguardante questo dataset è molto stringata, limitandosi dunque ad una sola pagina web molto riassuntiva. Cercheremo in questa sezione di parlare degli aspetti che caratterizzano questo dataset.

Il dataset in questione offre immagini termiche con annotazioni e l'equivalente a colori non annotato. A differenza di 2.2.1 le due immagini non sono allineate, quindi non è possibile portare le annotazioni delle immagini termiche sulle immagini a colori. Le immagini sono state acquisite tramite telecamere montate su una vettura e contiene un totale di 14453 immagini, di cui 10228 campionate da video di breve durata e 4224 provenienti da video di 144 secondi. Tutte le immagini sono state acquisite su strade ed autostrade a Santa Barbara, in California. L'arco

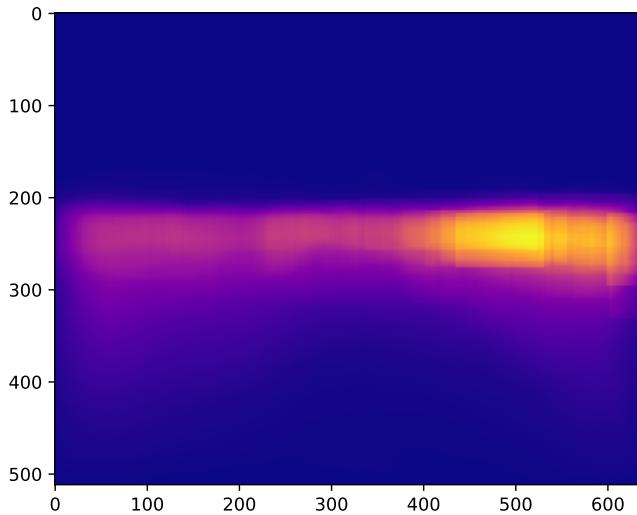


Figura 22: Heatmap riguardante la posizione dei pedoni

temporale varia da Novembre a Maggio, nella stessa quantità di giorno e notte. Il meteo è generalmente buono.

Le immagini termiche sono state scattate con una *FLIR Tau2*, mentre quelle RGB con una *FLIR BlackFly*. Entrambi i device sono stati impostati in maniera tale da avere lo stesso FOV e per quanto riguarda il resto sono state lasciate entrambe alle impostazioni di default. Le videocamere sono state posizionate sullo stesso supporto a distanza di circa 1.9 pollici (circa 4.8 centimetri) l'una dall'altra. Il *framerate* è di 2 frame al secondo in scenari densi di annotazioni, mentre in scenari più tranquilli è stato deciso di scendere ad un frame al secondo.

Le annotazioni dove possibile ricalcano i codici adottati dal dataset COCO, ed hanno i seguenti codici:

- 1 People: esseri umani.
- 2 Bicycles: biciclette e motocicli. Questa è l'unica categoria non consistente con il formato adottato da COCO.
- 3 Cars: automobili e veicoli piccoli.
- 18 Dogs: cani
- 91 Other Vehicle: camion, rimorchi e imbarcazioni.

Le annotazioni sono state fatte manualmente da esseri umani ai quali è stato comunicato di fare BB il più piccole possibili e che omettessero piccole parti di oggetti, accessori personali e parti occluse. Inoltre è stato comunicato di non annotare oggetti di piccole dimensioni o molto occlusi e persone delle quali si vede solo braccia o gambe.

2.3 ADDESTRAMENTO INIZIALE DI RETINANET

In questa sezione presenteremo i risultati iniziali dell'addestramento di RetinaNet sui due dataset descritti in sezione 2.2. Per lo scopo è stata usata una versione di *RetinaNet* implementata tramite *Keras* reperibile in forma originale al seguente link:<https://github.com/fizyr/keras-retinanet>. Durante lo sviluppo del lavoro di tesi le modifiche al codice originale sono state molteplici, tanto da aver richiesto un *fork* della *repository* originale reperibile al seguente link:<https://github.com/iskorini/keras-retinanet>. Per tenere traccia dell'addestramento è stato usato il servizio web *Weight & Biases*.

2.3.1 Transfer Learning

Inizialmente è stata usata la tecnica del *Transfer Learning*. Una rapida spiegazione del significato di questa espressione ce la fornisce il libro *Deep Learning* di *Goodfellow et al.* [36]

Transfer learning and domain adaptation refer to the situation where what has been learned in one setting is exploited to improve generalization in another setting.

Per un'introduzione più dettagliata su cos'è il *transfer learning* e sui vari tipi è stato preso spunto da *A survey on Transfer Learning* di *S. J. Pan e Q. Yang* [63].

La necessità di attuare tecniche di *transfer learning* deriva dal fatto che molti modelli di Machine Learning lavorano bene solo sotto determinate assunzioni, soprattutto quella che i dati di addestramento e di test derivino dallo stesso spazio delle *feature* e dalla stessa distribuzione. I problemi sorgono quando cambia la distribuzione, in quanto è necessario procedere ad una nuova fase di training.

Le casistiche in cui il *transfer learning* è applicabile sono molteplici, ad esempio l'analisi dei sentimenti, dove il compito è classificare le recensioni di un determinato prodotto in positive o negative. Per un compito del genere il primo passo da effettuare è la raccolta e l'annotazione di

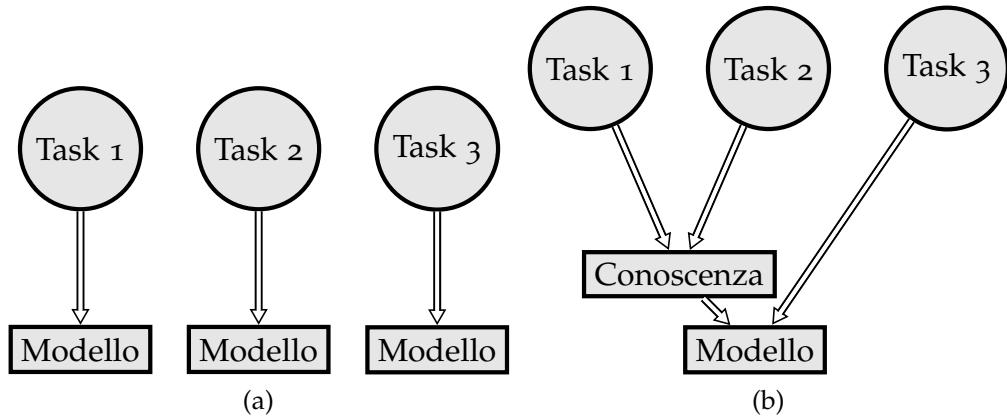


Figura 23: Differenze tra apprendimento tradizionale e transfer learning

recensioni. Successivamente è necessaria una fase di addestramento di un modello usando come dati le recensioni precedentemente raccolte ed annotate. Lo scopo è poter usare lo stesso modello per vari prodotti, in questo caso però si va incontro al problema che le distribuzioni dei dati su diversi prodotti possono differire anche di molto. La soluzione sarebbe quindi di annotare altre recensioni, ma richiederebbe uno sforzo notevole. L'idea è quindi di adattare un modello di classificazione, addestrato su alcuni prodotti, per aiutare la fase di addestramento su articoli differenti. Le differenze tra processi di apprendimento tradizionali e *transfer learning* sono mostrate in Figura 23.

NOTAZIONE PRELIMINARE Per introdurre un po' più nello specifico le varie tipologie di *transfer learning* è necessario definire alcuni concetti. Il primo di questi è il *Dominio* \mathcal{D} , definito come una tupla $\mathcal{D} = \{\mathcal{X}, P(\mathcal{X})\}$, dove \mathcal{X} è lo spazio delle *feature* e $P(\mathcal{X})$ con $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathcal{X}$ è una distribuzione di probabilità marginale. In generale due domini possono essere considerati differenti se hanno differenti spazi delle *feature* o distribuzioni differenti.

Dato uno specifico dominio $\mathcal{D} = \{\mathcal{X}, P(\mathcal{X})\}$ è possibile definire il *task*. Un *task* \mathcal{T} è una tupla $\mathcal{T} = \{\mathcal{Y}, f(\cdot)\}$ con \mathcal{Y} spazio dei *label* e $f(\cdot)$ funzione di predizione. La particolarità del *task* è il fatto che non è osservabile ma può essere appreso dai dati di addestramento, che consistono di una coppia $\{x_i, y_i\}$ con $x_i \in \mathcal{X}$ e $y_i \in \mathcal{Y}$. Una volta completata la fase di addestramento dovrebbe essere possibile usare la funzione $f(\cdot)$ per predirre il *label* $f(x)$ corrispondente ad una nuova istanza x .

Chiameremo il dominio sorgente \mathcal{D}_S ed il dominio target \mathcal{D}_t . In partico-

lare avremo a disposizione anche i dati D_S del dominio sorgente, definiti come $D_S = \{(x_{S_1}, y_{S_1}), \dots, (x_{S_n}, y_{S_n})\}$ tali che $x_{S_i} \in \mathcal{X}_S$ è l'istanza del dato e $y_{S_i} \in \mathcal{Y}_S$ è il corrispondente label. In maniera similare definiamo anche i dati del dominio target $D_T = \{(x_{T_1}, y_{T_1}), \dots, (x_{T_n}, y_{T_n})\}$ tali che $x_{T_i} \in \mathcal{X}_T$ è l'istanza del dato e $y_{T_i} \in \mathcal{Y}_T$ è il corrispondente label.

Dire che due domini \mathcal{D}_S e \mathcal{D}_T sono differenti implica che o $\mathcal{X}_S \neq \mathcal{X}_T$ oppure $P_X(X) \neq P_T(X)$. In maniera del tutto analoga è possibile definire la differenza tra due task \mathcal{T}_S e \mathcal{T}_T . Nel caso in cui i due domini ed i due task sono uguali ci si riconduce ad un tradizionale problema di apprendimento. Quando invece c'è una relazione, implicita o esplicita, tra gli spazi delle *feature* dei due domini si dice che il dominio sorgente e target sono in relazione tra di loro.

TIPOLOGIE DI TRANSFER LEARNING Prima di introdurre le varie tipologie di *transfer learning* è necessario definire formalmente questo concetto e fare alcune premesse.

Definizione 2.3.1. (Transfer Learning) Dato un dominio sorgente \mathcal{D}_S , un task di apprendimento \mathcal{T}_S , un dominio target \mathcal{D}_T ed un task di apprendimento \mathcal{T}_T , il transfer learning tenta di migliorare l'apprendimento di $f(\cdot)_T \in \mathcal{D}_T$ usando la conoscenza in \mathcal{D}_S e \mathcal{T}_S , con $\mathcal{D}_S \neq \mathcal{D}_T$ o $\mathcal{T}_S \neq \mathcal{T}_T$.

Quando si parla di *transfer learning* bisogna mettere in conto tre problemi: *cosa*, *come* e *quando* trasferire.

- Cosa trasferire: quale parte della conoscenza bisogna trasferire tra domini o task sorgenti e target. In particolare possiamo dire che alcune conoscenze sono comuni tra i diversi domini, mentre altre sono specifiche.
- Come trasferire: a questo problema pone una soluzione l'algoritmo di trasferimento della conoscenza.
- Quando trasferire: ci chiediamo in quali situazioni è realmente necessario applicare tecniche di *transfer learning* ed in quali non è assolutamente necessario. Ad esempio in casi in cui i due domini sorgente e target non sono in relazione tra di loro il *transfer learning* potrebbe non portare ad alcun risultato positivo. Si tende quindi sempre a parlare di *transfer learning* dando per scontato che i due domini siano in qualche modo relazionati tra di loro, in quanto altrimenti non avrebbe senso andare oltre l'apprendimento tradizionale.

Possiamo ora descrivere le tre categorie di *transfer learning*:

- *Transfer Learning Induttivo*: il task target è differente dal task sorgente e non importa se il dominio sorgente ed il dominio target sono uguali o meno. Per indurre un modello predittivo oggettivo, da usare nel dominio target, sono necessari alcuni dati etichettati nel dominio sorgente. A seconda della tipologia ed alla quantità di annotazioni possiamo dividere questo tipo di *transfer learning* in ulteriori due sottocategorie.
 - Molti dati annotati nel dominio sorgente: ci si riconduce al caso del *multitask learning*, tuttavia mentre lo scopo di quest'ultimo è operare bene in entrambi i domini, lo scopo del *transfer learning* induttivo è operare bene solamente sul dominio obiettivo.
 - Nessun dato annotato nel dominio sorgente: le similarità in questo caso ci portano a pensare al *self-taught learning*, dove le annotazioni tra il dominio sorgente ed obiettivo sono totalmente differenti, e quindi non direttamente utilizzabili.
- *Transfer Learning Transduttivo*: in questo caso il task obiettivo ed il task sorgente sono i medesimi, mentre i domini sono differenti. Abbiamo quindi molti dati annotati nel dominio sorgente e nessuna annotazione nel dominio obiettivo. Possiamo a sua volta dividere questa categoria in ulteriori due sottocategorie.
 - Gli spazi delle feature tra sorgente e obiettivo sono differenti, più formalmente abbiamo $\mathcal{X}_S \neq \mathcal{X}_T$
 - Gli spazi delle feature tra sorgente e obiettivo sono gli stessi, ma cambia la distribuzione di probabilità marginale, quindi $P(\mathcal{X}_S) \neq P(\mathcal{X}_T)$. Quest'ultimo caso è chiamato anche *Domain Adaptation*.
- *Transfer Learning non supervisionato*: il task obiettivo è differente dal task sorgente, ma hanno una qualche tipo di relazione tra di loro. Tuttavia l'attenzione si focalizza sul risolvere compiti di apprendimento non supervisionati nel dominio obiettivo, come possono essere il *clustering*, *dimensionality reduction* o *density estimation*. Non abbiamo quindi annotazioni né nel dominio sorgente, né nel dominio obiettivo.

In Tabella 2 sono riassunte tutte le caratteristiche principali delle varie categorie di *transfer learning*.

Tipologia	Similarità	Annotazioni Sorgente	Annotazioni Target	Campo di applicabilità
Induttivo	Multitask Learning	SI	SI	Regressione e Classificazione
	Self-taught Learning	NO	SI	Regressione e Classificazione
Trasduttivo	Domain adaptation	SI	NO	Regressione e Classificazione
Non supervisionato	Nessuna	NO	NO	Clustering, dimensionality reduction

Tabella 2: Schema riassuntivo delle categorie di Transfer Learning

2.3.2 Addestramento sulle immagini RGB

Per il primo esperimento è stato deciso di effettuare un training di *Retina-Net* partendo dai pesi della rete precedentemente addestrata sul dataset di COCO. Il dataset utilizzato è KAIST MPD, descritto precedentemente in 2.2.1. Il motivo è legato al fatto che è l'unico dataset a nostra disposizione che presenta annotazioni sulle immagini RGB.

Questa prima fase di addestramento è durata circa 40 ore, e come si può vedere dal grafico in Figura 24, è proceduta senza particolari problemi fino ad arrivare quasi a convergenza intorno all'epoca 45. Le classi usate per l'addestramento sono solamente *person* e *cyclist*. È stato deciso di non prendere in considerazioni le rimanenti classi in quanto sono persone non ben distinguibili. Tutti gli esperimenti sono stati eseguiti su una macchina remota dotata di una GPU Nvidia Titan X.

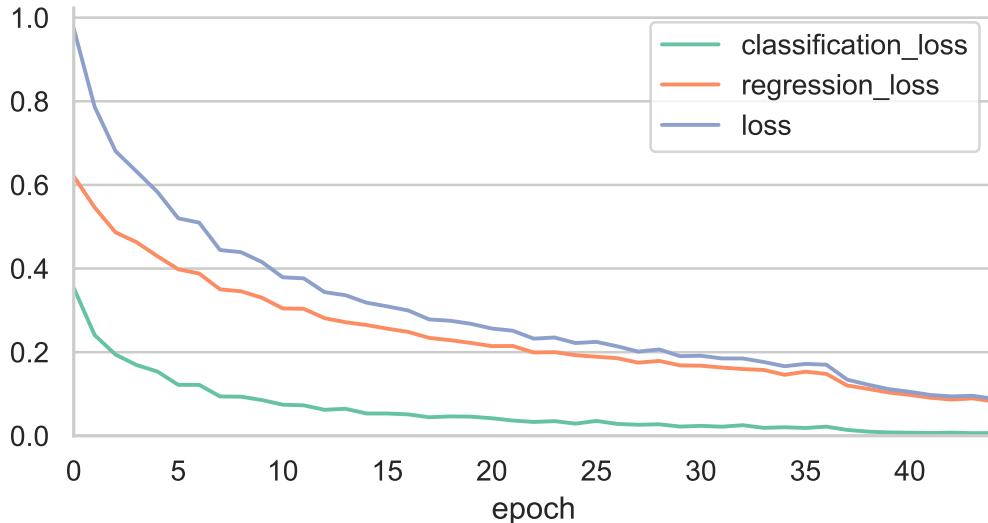


Figura 24: Transfer learning da COCO a KAIST

Dopo la fase di addestramento sono stati eseguite le valutazioni sulla parte di dataset adibita ai test. Inizialmente le classi utilizzate per i test sono le stesse usate per l'addestramento. I risultati complessivi vengono

	# Istanze	mAP
Person	45195	0.4184
Cyclist	1396	0.1154
Complessivo	46501	0.4093

Tabella 3: Test complessivo su immagini RGB delle performance di RetinaNet dopo l’addestramento effettuato su immagini RGB

	# Istanze	mAP
Person	33688	0.4493
Cyclist	818	0.2015
Complessivo	34506	0.4434

(a) Giorno

	# Istanze	mAP
Person	11507	0.3281
Cyclist	578	0.0029
Complessivo	12085	0.3125

(b) Notte

Tabella 4: Risultati della valutazione separata tra giorno e notte sulle immagini RGB dopo l’addestramento di RetinaNet effettuato su immagini RGB

riassunti in Tabella 3. La mAP mostrata nell’ultima riga della tabella è stata calcolata come media pesata secondo il numero di esempi all’interno del *test set*.

La valutazione è stata anche effettuata in maniera separata sia sulla parte di *test set* diurna che notturna. I risultati sono mostrati in Tabella 4a e Tabella 4b. Come lecito aspettarsi, avendo visibilità limitata in notturna si ottengono risultati mediamente peggiori. In Figura 25 è possibile vedere un esempio di predizioni fatte sul *test set*.



Figura 25: Esempio di predizioni, in verde la *ground truth* in rosso le predizioni.

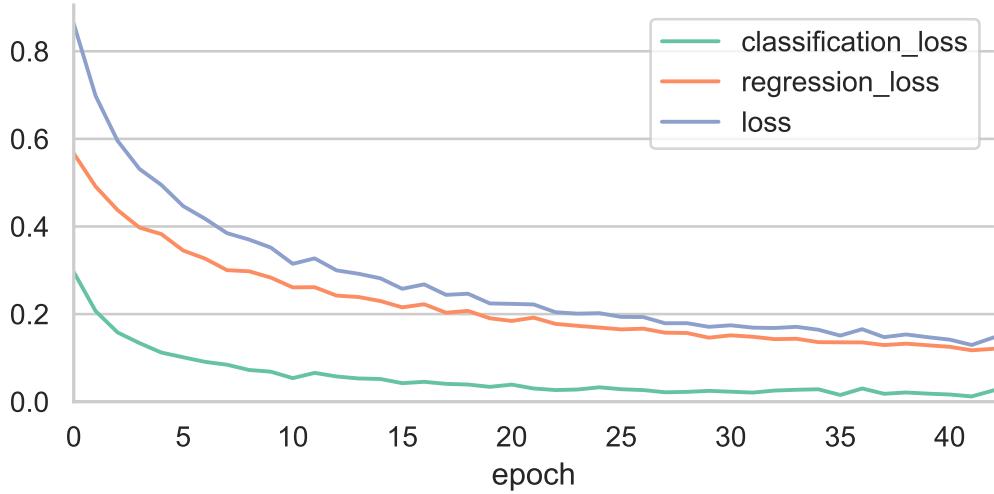


Figura 26: Transfer learning da KAIST Visibile a KAIST Termico

Il successivo step della valutazione è stato effettuato su più classi, per questa comparazione delle performance è stata presa in considerazione anche la classe *people*, ma rinominandola in *person* in maniera tale da poter riusare i pesi della rete già addestrata.

2.3.3 Passaggio alle immagini termiche su KAIST

Dopo la fase di addestramento descritta in Sezione 2.3.2 è stato effettuato il passaggio all’addestramento sulle immagini termiche del dataset di KAIST MPD. La base di partenza per questa fase di *training* sono i pesi derivanti dall’addestramento effettuato in Sezione 2.3.2, è quindi stata attuata una tecnica di *Transfer Learning* (2.3.1) in maniera da ridurre i tempi di addestramento. In questo caso, operando su due tipologie di immagini differenti cambia il dominio, più in particolare lo spazio delle feature. La distribuzione di probabilità sulle varie immagini resta la medesima in quanto il training è svolto sulle stesse immagini, come rimane invariato anche il task, ovvero il riconoscimento di pedoni e ciclisti. La fase di apprendimento è proceduta senza particolari intoppi, come si può vedere in Figura 26 le varie loss scendono in maniera stabile e controllata. In maniera del tutto similare a quanto si può vedere in Figura 24.

I risultati della valutazione sul test set sono mostrati in maniera complessiva in Tabella 5. Il test è stato effettuato usando i label *person*, *cyclist* e *people*, quest’ultimi opportunamente rinominati in *person* per farli rico-

	# Istanze	mAP
Person	53443	0.3663
Cyclist	1396	0.0392
Complessivo	54839	0.3580

Tabella 5: Test complessivo sul termico delle performance dopo l’addestramento di RetinaNet sulle immagini termiche del dataset KAIST MPD

	# Istanze	mAP
Person	38802	0.3415
Cyclist	818	0.0387
Complessivo	39620	0.3353

(a) Giorno

	# Istanze	mAP
Person	14641	0.4440
Cyclist	578	0.0440
Complessivo	15219	0.4288

(b) Notte

Tabella 6: Risultati della valutazione separata tra giorno e notte, effettuata sul dataset termico di KAIST MPD, dopo l’addestramento di RetinaNet sulle immagini termiche del dataset KAIST MPD

noscere correttamente a RetinaNet. La prima cosa che si nota è un calo delle performance rispetto al test sulle immagini visibili (Tabella 3). La spiegazione di questo calo delle performance si ottiene analizzando i risultati della valutazione separata effettuata sulla parte di dataset diurna e notturna, presente in Tabella 6. Guardando la Tabella 6a si osserva un drastico calo della mAP nella parte diurna, mentre in Tabella 6b abbiamo un leggero incremento. La differenza è causata dal delta di temperatura tra il pedone e ciò che lo circonda: di giorno, quando la temperatura atmosferica è più alta rispetto alla notte, questa differenza di temperatura è ovviamente più bassa, rendendo così il pedone, o chi per lui, più difficilmente riconoscibile. Di notte invece accade l’esatto contrario: la temperatura atmosferica è generalmente più bassa, quindi aumenta il delta di temperatura tra il pedone e l’ambiente circostante, rendendolo più facilmente riconoscibile. Considerazioni simili possono essere fatte sull’analisi svolta sulla parte di dataset RGB in quanto di notte, essendoci poca luce, si fatica di più a riconoscere un oggetto che non è illuminato, di giorno invece accade l’esatto contrario.

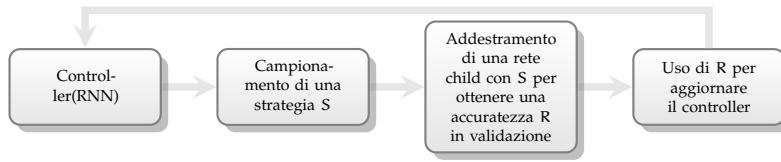


Figura 27: Schema di funzionamento di AutoAugment

2.4 DATA AUGMENTATION

Nel Deep Learning avere un dataset ampio è un prerequisito fondamentale per far apprendere al proprio modello le caratteristiche che portano ad ottenere buoni risultati ed evitare il fenomeno dell'overfitting. Ad esempio, nel caso di Sezione 3.1.1 per ovvie questioni di tempo e praticità le annotazioni effettuate sul dataset sono molto poche, e ciò lo rende appena sufficiente ad i nostri scopi. Per ovviare a questo problema esiste la *Data Augmentation*. Con questo termine si fa riferimento a tutte quelle tecniche che permettono di creare nuovi dati tramite manipolazioni dei dati originali.

Restando nel dominio delle immagini, la più semplice tecnica di *Data Augmentation* è applicare casualmente alle immagini in input trasformazioni come possono essere la rotazione o l'inversione secondo un asse.

Recentemente l'interesse è virato più verso una *Data Augmentation* mirata al dataset su cui verrà applicata, ovvero con una serie di regole che comprendono il tipo di trasformazione da applicare, l'intensità e la probabilità con cui verrà applicata. Sono necessarie quindi nuove fasi di addestramento per apprendere queste regole che a tutti gli effetti possono essere considerate alla stessa stregua di iperparametri del nostro modello.

2.4.1 Auto Augment

Lo scopo di *AutoAugment* [12] è automatizzare il processo che porta ad ottenere delle regole di *Data Augmentation* per un determinato dataset obiettivo. La ricerca delle migliori policy per il dataset viene trattato alla pari di un problema di ricerca discreta, in Figura 27 è possibile vedere uno schema riassuntivo della struttura di *AutoAugment*. I componenti principali di *AutoAugment* sono due: un algoritmo di ricerca ed uno spazio di ricerca. L'algoritmo di ricerca, implementato tramite una RNN campiona una policy S. Questa policy al suo interno contiene le informazioni riguardanti quale trasformazione applicare, con quale probabilità

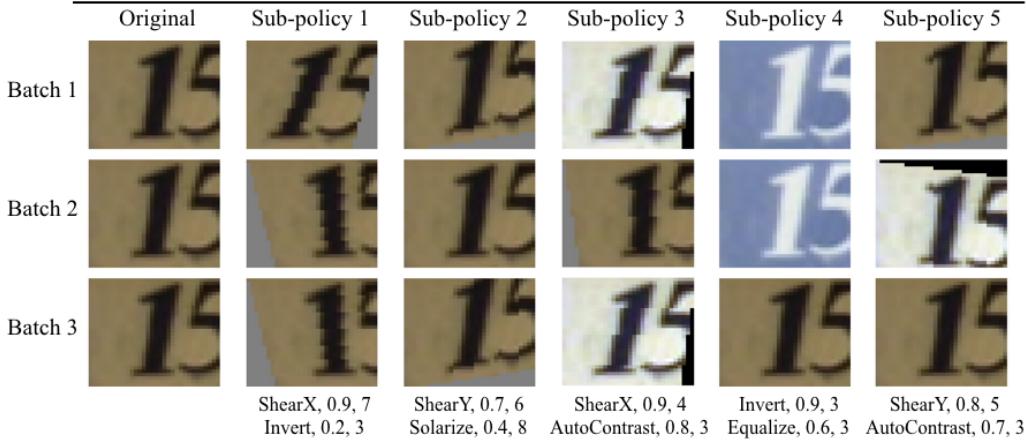


Figura 28: Esempio di policy con 5 sub-policy, immagine tratta da [12]

applicarla, e con quale potenza. Un esempio di policy contenuta all'interno dello spazio di ricerca è possibile vederla in Figura 28. La subpolicy 1 definisce una specifica sequenza di operazioni, la prima è *Shear X* con probabilità di essere applicata pari a 0.9 e potenza di 7/10. La seconda operazione che verrà effettuata è *Invert* con probabilità 0.8.

In totale le operazioni nello spazio di ricerca sono 16, ed ognuna di esse ha un intervallo di potenza discretizzato con cui può essere applicata che varia da 1 a 10. In maniera del tutto similare vengono discretizzati anche la probabilità in un intervallo di 11 valori. Trovare quindi una subpolicy è un problema di ricerca in uno spazio di dimensione $(16 \times 10 \times 11)^2$. Considerando che una policy contiene 5 subpolicy lo spazio di ricerca arriva a $(16 \times 10 \times 11)^{10}$, che è nell'ordine di grandezza di 10^{32} .

L'algoritmo di ricerca prende spunto dalle tecniche di apprendimento per rinforzo. Le sue componenti sono due, il controller RNN e l'algoritmo di addestramento, che in questo caso è il *Proximal Policy Optimization* [74]. L'addestramento del controller RNN è realizzato con un segnale di ricompensa che rappresenta il miglioramento in termini di generalizzazione della rete child addestrata con la policy S. Nel caso di Figura 27 la ricompensa è R, ovvero il risultato della valutazione sul validation set. Alla fine di questa fase di ricerca vengono trovate le migliori 5 policy, che vengono concatenate in un'unica grande policy contentente 25 subpolicy.

AUTOAUGMENT PER OBJECT DETECTION Fino ad ora abbiamo parlato di *AutoAugment* usata allo scopo di migliorare la classificazione di un'immagine. Il lavoro di tesi è però focalizzato sulla *Object Detection*. Gli stessi autori di [12] in [87] hanno evoluto questa tecnica per far sì che

operi anche su questo tipo di compiti.

Come in precedenza il problema viene trattato come una ricerca in uno spazio discreto. Sempre come prima vengono definite policy come insiemi di K subpolicy, con queste ultime composte da N operazioni da applicare all'immagine in maniera sequenziale. In maniera del tutto analoga ogni operazione ha una probabilità con cui sarà applicata, a differenza della classificazione è stata resa più personalizzabile la scelta dei possibili valori discretizzati, chiamandoli M per la potenza e L per la probabilità.

Una importante differenza invece riguarda le operazioni che è possibile applicare all'immagine, in quanto in aggiunta alle classiche operazioni di trasformazione dell'intero frame si aggiungono ulteriori 6 operazioni applicabili solamente a livello di BB, raggiungendo così un totale di 22 operazioni. La dimensione dello spazio di ricerca di una subpolicy raggiunge quindi le dimensioni di $(22 \times L \times M)^2$, e più in particolare lo spazio di ricerca di una policy arriva a $(22 \times L \times M)^{10}$.

Gli autori in esperimenti preliminari hanno trovato che porre $L = M = 6$ è un buon *trade-off* tra performance e costi computazionali, in quanto si arriva ad uno spazio di ricerca nell'ordine di 10^{28} . Purtroppo però rimane comunque computazionalmente molto oneroso in quanto con 400 Tensor Processing Unit (TPU) sono state impiegate circa 48 ore di tempo computazionale.

Tuttavia sono state rilasciate delle policy apprese da dataset differenti con cui sono stati eseguiti esperimenti che verranno successivamente descritti.

2.4.2 Rand Augment

Il più grande svantaggio di *AutoAugment* è l'elevato costo computazionale per una fase di ricerca separata su un task proxy. *RandAugment* [13] è un nuovo modo di realizzare *Data Augmentation* proposto dagli stessi autori di [12] e [87] che risolve questa problematica. La fase di ricerca di *AutoAugment* porta ad avere, nella sua versione orientata alla classificazione di immagini, più di 30 parametri, motivo per cui il lavoro qui descritto mira a ridurne drasticamente il numero fino addirittura a portarli a due soli. La selezione delle policy di augmentation viene infatti realizzata in maniera totalmente casuale, ciò vuol dire che se abbiamo K operazioni possibili la probabilità di selezionarne una è di $\frac{1}{K}$. Inoltre applicando N operazioni ad un'immagine si possono esprimere tutte le possibili policy come le N disposizioni con ripetizione di K operazioni, quindi K^N .

L'ultima variabile da prendere in considerazione è la forza con cui vengono applicate queste operazioni. Viene ripresa la stessa scala usata in [12], ovvero un intero che varia da 0 a 10. Al fine di ridurre il numero dei parametri, gli autori sono intervenuti anche in questo definendo un singolo valore M per parametrizzare la potenza con cui vengono applicate le operazioni.

Riassumendo quindi gli iperparametri sono due: il numero N di operazioni da applicare e la forza M con cui verranno applicate. Essendo così pochi può essere un usato un classico algoritmo di *GridSearch* per ottimizzarli. Nel caso di questa tesi è stato usato un ottimizzatore bayesiano presente sulla piattaforma Comet.ml di cui non vengono però rilasciati dettagli tecnici o implementativi.

Risulta quindi un algoritmo molto semplificato rispetto a quello descritto in Sezione 2.4.1. Come è possibile vedere in Codice 2.1 sono solo poche righe di codice in cui vengono selezionate casualmente N operazioni tra quelle disponibili e vengono applicate successivamente con una forza pari a M .

Listing 2.1: Algoritmo di RandAugment in Python [13]

```
transforms = [
    'Identity', 'AutoContrast', 'Equalize',
    'Rotate', 'Solarize', 'Color', 'Posterize',
    'Contrast', 'Brightness', 'Sharpness',
    'ShearX', 'ShearY', 'TranslateX', 'TranslateY']

def randaugment(N, M):
    """Generate a set of distortions.

    Args:
        N: Number of augmentation transformations to apply
            sequentially.
        M: Magnitude for all the transformations.
    """

    sampled_ops = np.random.choice(transforms, N)
    return [(op, M) for op in sampled_ops]
```

Un altro svantaggio di *AutoAugment* è che le policy vengono apprese su un sottoinsieme che può non rispecchiare le caratteristiche dell'intero dataset. In *RandAugment*, essendo la fase di ottimizzazione molto più semplificata, è possibile operare direttamente sull'intero dataset, portando così ad ottenere risultati potenzialmente migliori.

3

ESPERIMENTI

In questo capitolo verranno descritti ed analizzati gli esperimenti svolti durante lo sviluppo di questa tesi. La prima fase ha richiesto un'analisi dal punto di vista pratico dei dataset descritti in Sezione 2.2 seguita da una fase di preprocessing. Infine, dopo aver reso i dataset usabili, sono stati effettuati gli esperimenti usando varie tecniche allo scopo di incrementare sempre di più la Mean Average Precision (2.1). Per tutti gli esperimenti, dove non specificato, è stata impostata una soglia di rilevamento a 0.3.

3.1 ORGANIZZAZIONE DEI DATASET

I dataset utilizzati nello sviluppo del progetto di tesi sono stati descritti in Sezione 2.2; descriveremo ora gli stessi insiemi di dati ma dal punto di vista delle operazioni preliminari che sono state necessarie per renderli utilizzabili e conformi tra di loro in maniera da poter effettuare gli esperimenti.

3.1.1 KAIST Multispectral Pedestrian Dataset

La prima analisi effettuata su questo dataset è tesa a capire com'è stato suddiviso tra le varie cartelle. La situazione a cui ci si trova di fronte sono due cartelle: una contenente le immagini ed una contenente le annotazioni. All'interno di queste due cartelle la struttura è identica e sono presenti 12 sottocartelle contenenti a loro volta un numero variabile di video già suddivisi in immagini. Un esempio di cosa contiene una delle due sottocartelle è possibile visualizzarlo in Figura 29. Il dataset in questione ha già una divisione predefinita tra train set e test set, ottenibile eseguendo uno script presente nella cartella del dataset.

La successiva operazione che è stata effettuata è la stesura di un ul-

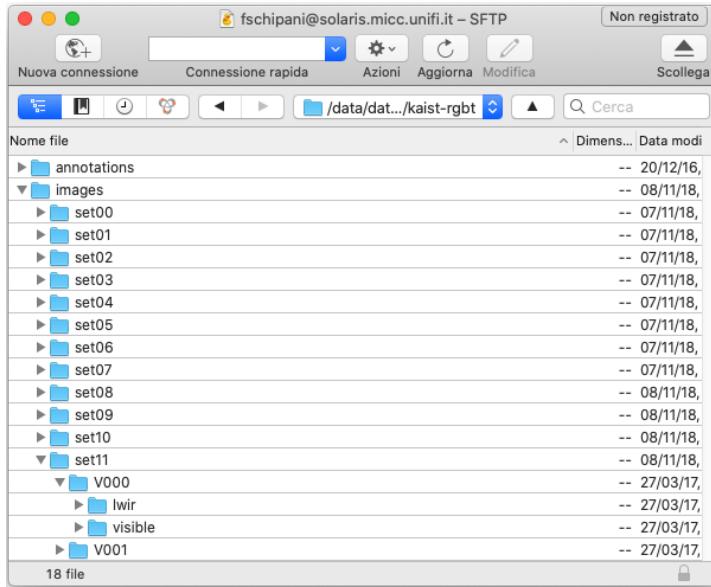


Figura 29: Suddivisione del dataset KAIST MPD

teriore script per convertire i suddetti file in un formato accettato dalla specifica implementazione di RetinaNet utilizzata, ovvero un CSV composto da colonne contenenti in ordine: il path dell’immagine, le eventuali coordinate della BB e la classe di appartenenza della BB.

In questo dataset, come detto in Sezione 2.2.1, sono presenti le classi `person`, `people`, `cyclist` e `person?`. A scopo di test sono state create due varianti dei file CSV poco sopra descritti. La prima variante comprende solamente le BB che contengono `person` e `cyclist`, mentre la seconda variante, usata soprattutto in fase di test, comprende anche la classe `people` opportunamente rinominata alla necessità in `person`. Quest’ultima operazione è stata effettuata per far uniformare i label di due classi molto simili tra di loro in quanto per gli scopi degli esperimenti non è interessante il fatto che un pedone sia in gruppo, poco visibile o altro. L’importante è che compaia all’interno del frame.

ANNOTAZIONI DELLE AUTO A differenza del dataset di FLIR, descritto in Sezione 2.2.2, qui mancano le annotazioni delle autovetture. Per effettuare altri esperimenti, descritti nelle sezioni a venire, è stato deciso di realizzarle a mano su 1000 immagini.

Al fine di rispecchiare il più possibile la divisione originale tra giorno e notte del dataset è stata necessaria un’analisi più approfondita della struttura stessa, da cui è derivato che sono presenti immagini diurne e notturne in numero molto simile. Per il dettaglio della suddivisione si può

Diurne	SET00	SET01	SET02	SET06	SET07	SET08
Notturne	SET03	SET04	SET05	SET09	SET10	SET11

Tabella 7: Suddivisione giorno notte di KAIST MPD

far riferimento a Tabella 7. Sono state quindi selezionate casualmente 200 immagini per ognuna delle cartelle SET00/V000, SET05/V000, SET06/V001, SET08/V000 e SET09/V000 e – tramite lo strumento VGG Image Annotator (VIA) [20, 19] messo a disposizione gratuitamente – sono state annotate tutte le auto, furgoni e bus non eccessivamente occlusi.

Infine sono state prese le immagini di SET00/V000 e SET05/V000 per formare un piccolo train set, mentre quelle di SET08/V000 e SET09/V000 sono state usate per il test set. Il validation set è stato fatto con il SET06/V001.

3.1.2 FLIR Thermal Starter Dataset

Il dataset di FLIR ha richiesto molto poco preprocessing in quanto è stato sufficiente scrivere uno script che convertisse le annotazioni fornite con il dataset in un formato usabile da RetinaNet. In Codice 3.1 è possibile vedere il suddetto script. L'unica accortezza usata consiste nel selezionare solamente un sottoinsieme delle annotazioni, ovvero `people`, `bicycles` e `cars`. Questo è stato fatto per far coincidere il più possibile le annotazioni di questo dataset con quelle del dataset di Sezione 3.1.1.

Listing 3.1: Script di conversione per dataset FLIR

```
import json
import glob
import csv
import itertools
import progressbar
if __name__ == "__main__":
    annotations_path = '/data/datasets/FLIR_ADAS/FLIR_ADAS/training/Annotations/*.json'
    id_to_name = {
        '1': 'People',
        '2': 'Bicycles',
        '3': 'Cars',
        '18': 'Dogs',
        '91': 'Other'
    }
    tot = len(glob.glob(annotations_path))
    bar = progressbar.ProgressBar(maxval=tot, widgets=[progressbar.Bar('=', '[', ']'), ' ', progressbar.Percentage()])
    i = 0
    bar.start()
    with open('thermal-validation_KAIST_TRAIN_WCARS.csv', 'w') as csvfile:
        filewriter = csv.writer(csvfile, delimiter=',', quotechar='|', quoting=csv.QUOTE_MINIMAL)
        for file_name in glob.iglob(annotations_path):
            data = json.load(open(file_name))
            if len(data['annotation']) > 0:
                for i in range(len(data['annotation'])):
                    if data['annotation'][i]['category_id'] in ['1', '2', '3']:
                        x1, y1 = data['annotation'][i]['segmentation'][0][0], data['annotation'][i][
                            'segmentation'][0][1]
                        x2, y2 = data['annotation'][i]['segmentation'][0][4], data['annotation'][i][
                            'segmentation'][0][5]
```

```

    filewriter.writerow([file_name.replace('Annotations', 'PreviewData')]+[x1, y1, x2,
                           y2]+[id_to_name[data['annotation'][i]['category_id']]])
else:
    filewriter.writerow([file_name, '', '', '', '', ''])
i = i+1
bar.update(i)
bar.finish()

```

3.1.3 Video di Rete Ferroviaria Italiana

I video termici forniti per il progetto di ricerca della tesi sono stati girati da telecamere *Foshvision FS-UV535R104A Thermal Bi-spectrum* e *HikVision DS-2TD2866-25 Thermal Bi-spectrum Network Bullet Camera* sul circuito di test di RFI di San Donato a Bologna. Il formato in cui sono stati forniti i video è `mp4`, quindi per renderli usabili da RetinaNet è stato reso necessario l'utilizzo del software `ffmpeg` per estrarre i singoli frame.

Per realizzare una fase di fine tuning sulla rete, analogamente a quello fatto in Sezione 3.1.1, sono stati annotati manualmente degli operai a lavoro su un unico video. Il video in questione, della durata di circa 15 minuti può essere segmentato in tre parti. La prima, che arriva circa fino al minuto 8 non contiene alcun operaio o oggetto su cui è possibile realizzare annotazioni. La seconda parte, che inizia dal minuto 8 e si conclude quasi alla fine, vede degli operai che lavorano sulla linea ferroviaria. L'ultima parte è simile alla prima in quanto gli operai hanno finito il loro lavoro e non sono più nella scena ripresa dalla telecamera. Sempre come in Sezione 3.1.1 sono state selezionate casualmente delle immagini. Dalla prima parte del video sono state selezionate 200 immagini, dalla seconda 400 e dall'ultima che è la più corta 100. Le annotazioni anche in questo caso sono state realizzate con VIA, solamente sulla seconda parte di video e solamente con la classe person.

3.2 ESPERIMENTI INIZIALI SU IMMAGINI TERMICHE

Riprendendo il discorso di Sezione 2.3 si parlerà ora dei vari esperimenti effettuati con i vari dataset a disposizione.

TEST DEI PESI DI KAIST SU FLIR L'obiettivo di questa prima sperimentazione è consistito nel provare i risultati di Sezione 2.3.3 sul dataset di FLIR. Il test è stato effettuato provando diverse soglie di rilevazione che variano tra 0.3 a 0.8 con passo di 0.1. Il grafico di Figura 30 riassume i risultati. I risultati sono abbastanza deludenti, soprattutto sul fronte della rilevazione dei ciclisti. La motivazione principale è la carenza di

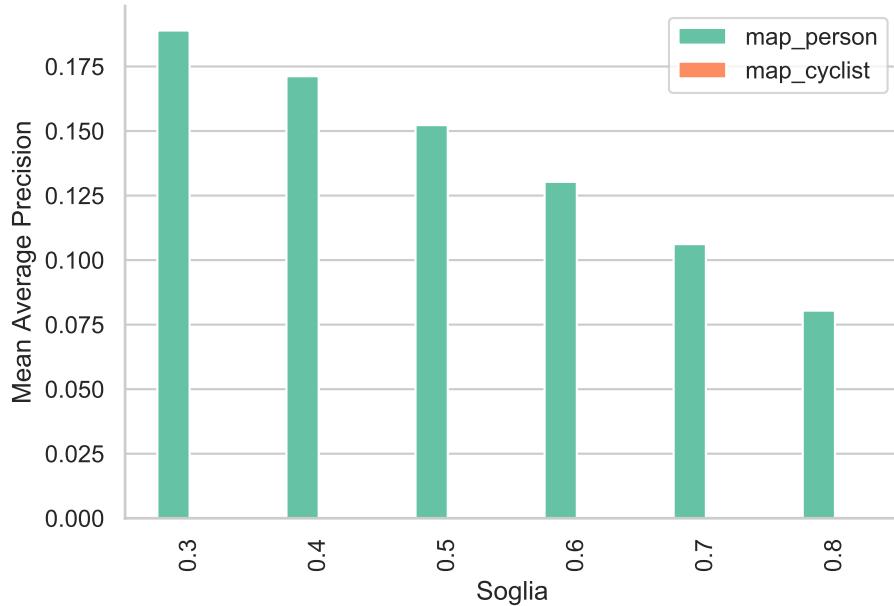


Figura 30: MAP al variare del valore di soglia su FLIR

	Istanze	Map
Person	5779	0.1889
Cyclist	471	0.0001
Complessivo	6250	0.1747

Tabella 8: mAP calcolata sul dataset FLIR partendo dai pesi di RetinaNet addestrato su KAIST MPD termico

esempi su quest'ultimi in quanto ce ne sono molto pochi rispetto ai pedoni; un'altra motivazione degli scarsi risultati ottenuti è imputabile al diverso formato dell'annotazione in quanto su FLIR la BB viene posta solamente sul ciclista, mentre su KAIST MPD sul ciclista più il mezzo. I risultati migliori comunque si ottengono con una soglia pari a 0.3; in Figura 31 mostriamo alcuni esempi di immagini annotate e classificate da RetinaNet, mentre in Tabella 8 sono presenti i valori più dettagliati rispetto al miglior risultato. La Figura 32 mostra la curva di precision-recall al variare della soglia di rilevamento, e si nota immediatamente una mancanza sia di precisione che di richiamo. Possiamo inoltre notare che se abbiamo maggior esempi classificati per via di una soglia più bassa otteniamo una scarsa precisione sintomo che queste ultime rilevazioni sono in parte false; situazione contraria si verifica invece quando si au-



Figura 31: Esempio di predizioni, in verde la *ground truth* in rosso le predizioni.

menta la soglia di rilevamento con lo svantaggio però che in generale si ha una *recall* minore.

ADDESTRAMENTO SU FLIR PARTENDO DA COCO In questo esperimento si effettua una fase di addestramento di RetinaNet partendo dai pesi della rete preaddestrata sul dataset MS-COCO. Dare questo tipo di imprinting al nostro modello permette di effettuare un'operazione considerabile alla stessa stregua del Transfer Learning, e di ridurre quindi sensibilmente i tempi di addestramento.

Il grafico della fase di addestramento è in Figura 33 e mostra che le varie loss sono scese fino ad arrivare quasi a convergenza verso l'epoca 45. La discesa è più stabile rispetto a quella vista in Sezione 2.3.3 e questo è probabilmente dovuto alla migliore qualità di immagini di FLIR rispetto a KAIST MPD.

La fase di test inizialmente è stata effettuata solamente sul dataset di FLIR ottenendo i risultati in Figura 34. Rispetto ai risultati mostrati in precedenza (Tabella 8) si ha un incremento notevole della mAP. Come prima si verifica anche lo stesso fenomeno per cui si ottiene maggior mAP con una soglia più bassa, ma a discapito della qualità delle rilevazioni. Si può osservare questo fenomeno guardando la curva di precision-recall in Figura 35. In Tabella 9 sono presenti i risultati migliori ottenuti in termini di mAP.

ADDESTRAMENTO DI FLIR PARTENDO DA KAIST Il fallimento del test in cui si testano i pesi di KAIST MPD sul dataset di FLIR è la ragione per cui occorre testare quest'ulteriore variante.

L'evoluzione delle misure di loss durante l'addestramento è visibile in

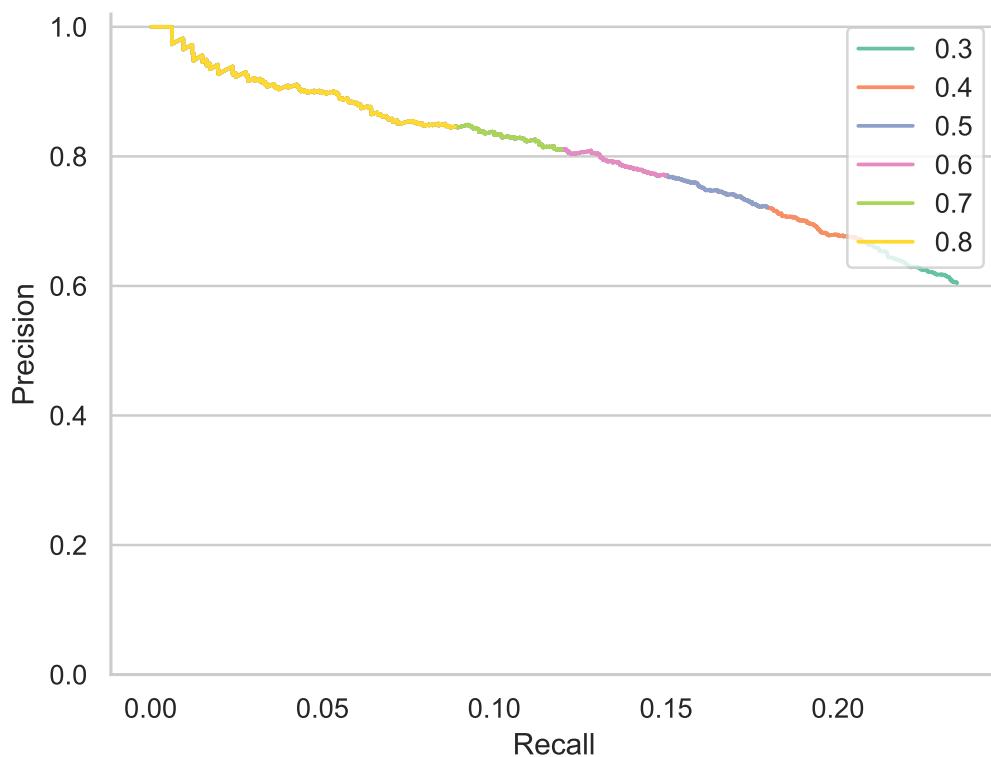


Figura 32: Precision-Recall per classe person

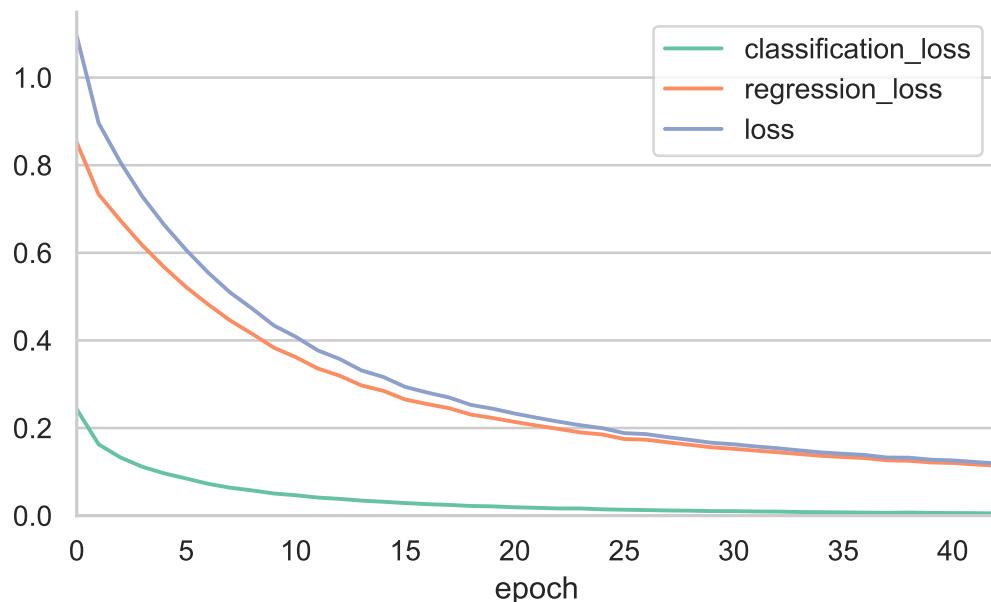


Figura 33: Addestramento di RetinaNet su FLIR partendo dai pesi di COCO

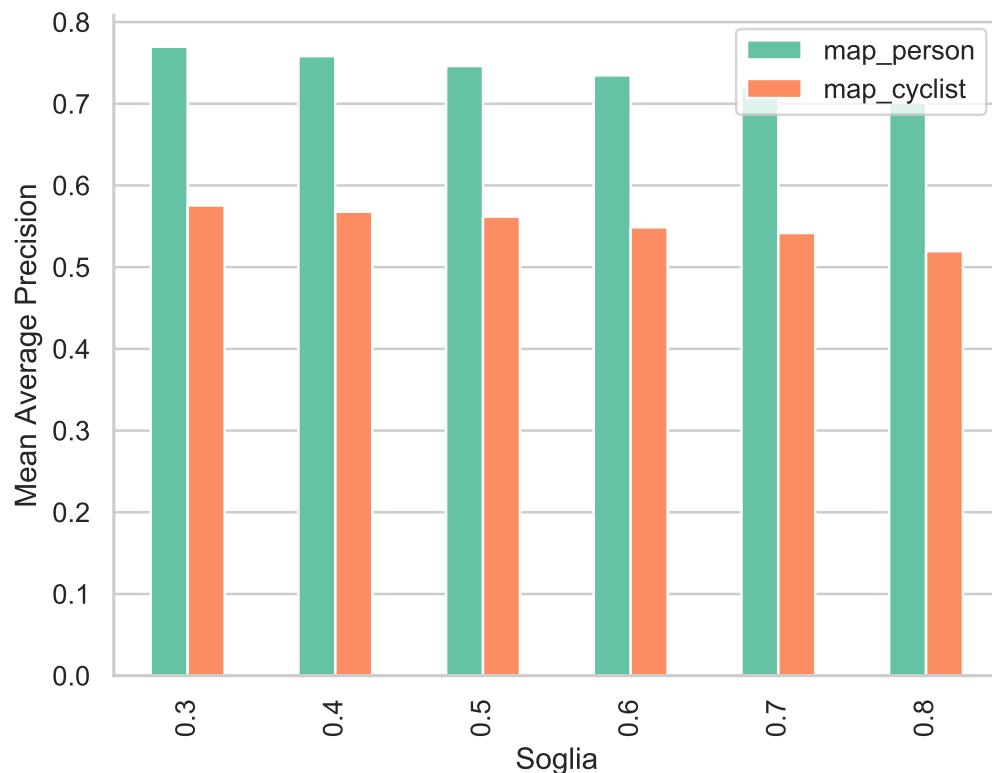


Figura 34: mAP su FLIR addestrato dai pesi di COCO

	Istanze	Map
Person	5779	0.575442
Cyclist	471	0.769743
Complessivo	6250	0.672592

Tabella 9: mAP sul dataset FLIR dopo l'addestramento di RetinaNet partendo dai pesi del dataset MS-COCO. Soglia di rilevamento pari a 0.3.

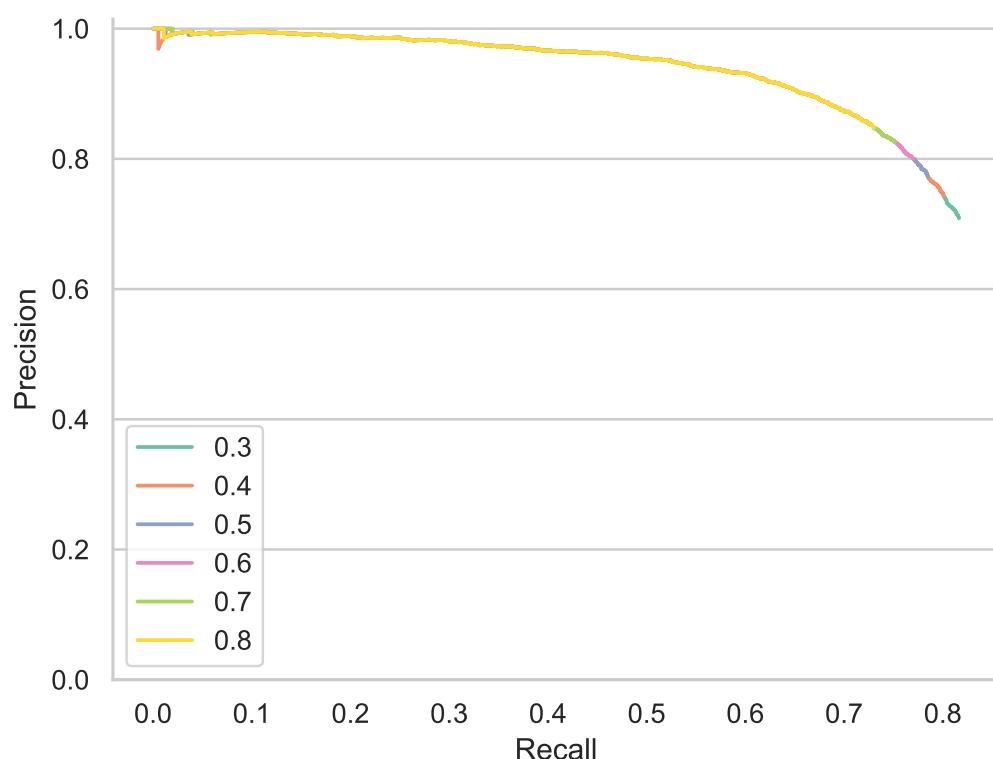


Figura 35: Curva P/R di FLIR addestrato partendo da COCO (person)

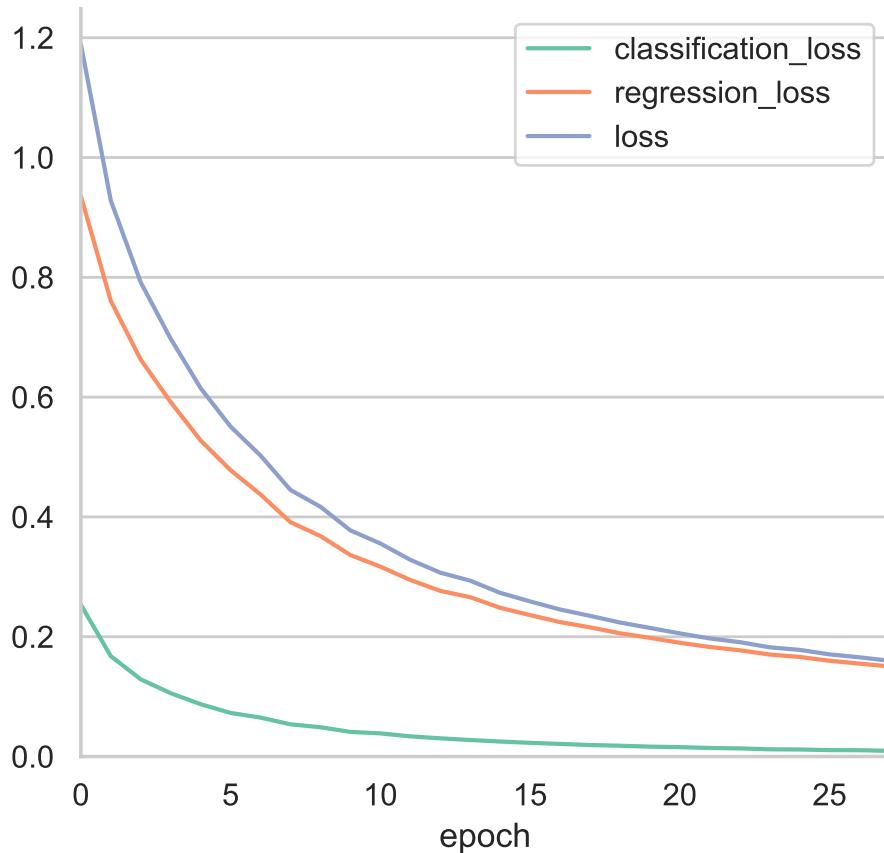


Figura 36: Addestramento su FLIR partendo dai pesi di KAIST

Figura 36. Infatti ora si proverà ad addestrare sul dataset FLIR usando come base di partenza di RetinaNet i pesi derivanti dall’addestramento effettuato su KAIST MPD.

La prima cosa che si nota è l’andamento molto simile rispetto all’esperimento precedente, successivamente si può notare anche come si arriva ai medesimi risultati, ma con qualche epoca di anticipo. Infatti, nonostante i valori di partenza delle loss sono sensibilmente più elevati, si ha una discesa più repentina. Per quanto riguarda Precision/Recall e mAP è possibile vedere grafici analoghi ai precedenti in Figura 37 e 38. L’andamento è comunque analogo al precedente ma, come si può vedere da Tabella 10, si ottiene ovviamente un aumento della mAP rispetto al test di Tabella 8, ma comunque si nota un calo delle performance rispetto a Tabella 9. Per maggiore chiarezza espositiva i risultati sono riassunti in Tabella 11.

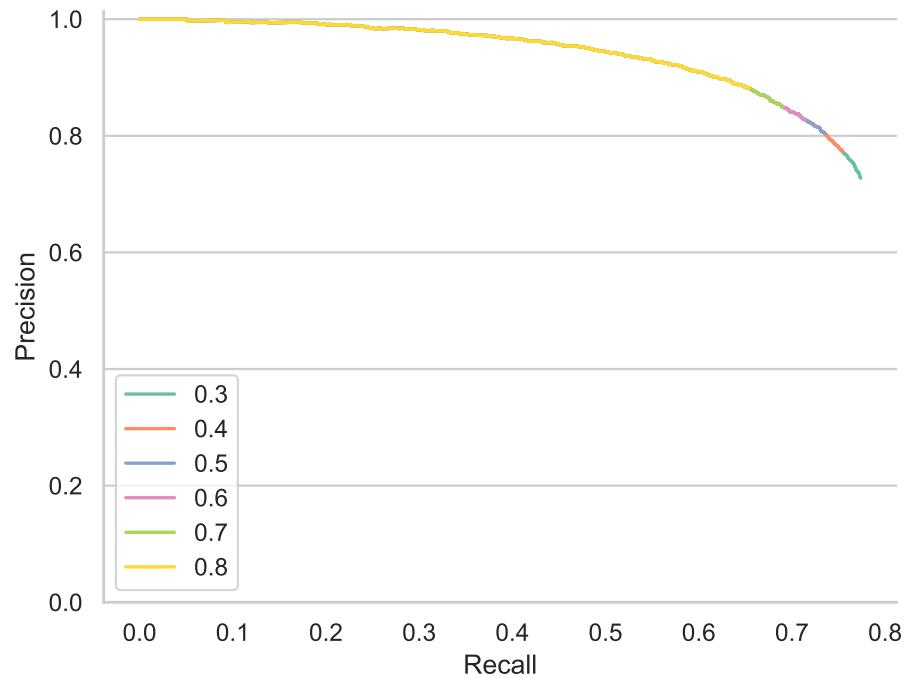


Figura 37: Grafico P/R dell’addestramento su FLIR partendo dai pesi di KAIST (person)

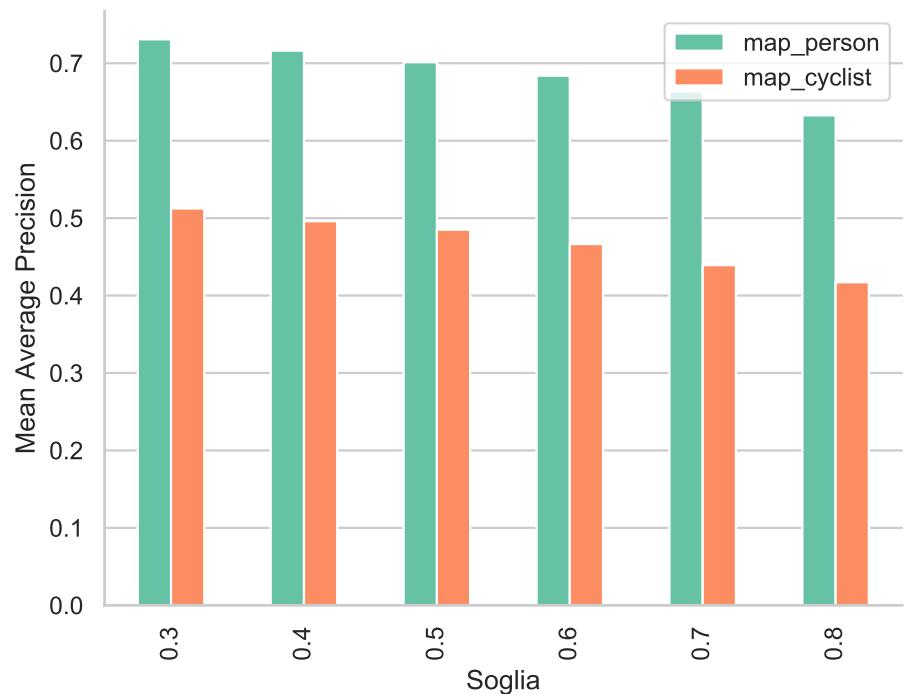


Figura 38: Risultati dell’addestramento su FLIR partendo dai pesi di KAIST

	Istanze	Map
Person	5779	0.512462
Cyclist	471	0.730898
Complessivo	6250	0.621680

Tabella 10: mAP sul dataset FLIR dopo l’addestramento di RetinaNet partendo dai pesi precedenti ottenuti tramite train su KAIST MPD

	Da KAIST MPD	Da MS-COCO	<i>fine tuning</i> da KAIST MPD
Person	0.1889	0.5754	0.5124
Cyclist	0.0001	0.7697	0.7308
Complessivo	0.1747	0.6725	0.6216

Tabella 11: Tabella riassuntiva dei risultati ottenuti tramite RetinaNet sul dataset di FLIR

TEST DEI PESI MIGLIORI SU KAIST Per ora i pesi migliori ottenuti in termini di mAP sulle persone è stato ottenuto addestrando RetinaNet sul dataset di FLIR partendo dai pesi della rete preaddestrata su MS-COCO. Proviamo ora a vedere cosa succede testando questi pesi sul dataset di KAIST MPD in un caso che è già stato visto essere favorevole alla detection tramite immagini termiche, ovvero quando le acquisizioni sono state effettuate di notte.

In Figura 39 è possibile visionare un sunto dei risultati ottenuti. Si può osservare in particolare nella parte 39b che la mAP ottenuta è molto bassa. Questa scarsa precisione in fase di inferenza porta a non avere grandi risultati all’atto pratico, basti vedere anche la Figura 39a per notare come la curva di Precision/Recall indichi una forte penuria nella Recall. Dati alla mano si può dire sicuramente che le rilevazioni effettuate sono corrette, ma in pratica ne vengono trovate molte poche rispetto al totale.

Infine riassumiamo in Tabella 12 i migliori risultati ottenuti per ora sulle persone e sui ciclisti all’interno dei vari dataset.

3.2.1 Rilevazione delle auto

La rilevazione delle auto su entrambi i dataset ha richiesto un lavoro di preprocessing sul dataset KAIST MPD descritto in precedenza nella Sezione 3.1.1. Il primo test effettuato consiste nel fissare una baseline data dall’addestramento su FLIR ed il secondo test si effettua sulla parte

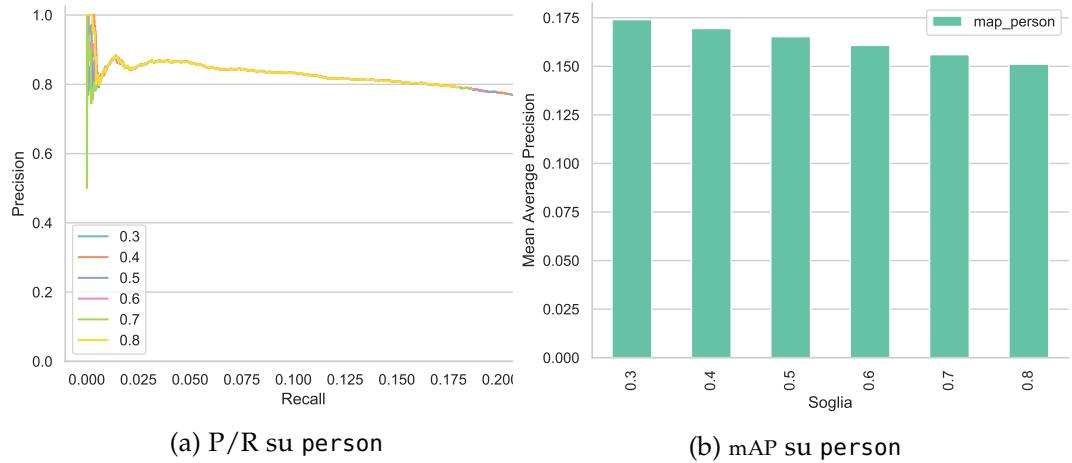


Figura 39: Test su KAIST del risultato migliore su FLIR

	FLIR	KAIST MPD	KAIST MPD (Notte)
Person	0.5754	0.3415	0.4400
Cyclist	0.7697	0.0387	0.0440
Complessivo	0.6725	0.3353	0.4288

Tabella 12: Tabella riassuntiva delle migliori mAP ottenute fino ad ora sui dataset di KAIST MPD termico e FLIR

	Istanze	Map
Person	755	0.3730
Cyclist	15	0
Cars	1088	0.5716
Complessivo	6250	0.4863

Tabella 13: Baseline per la rilevazione di vetture su KAIST MPD. Test effettuato su KAIST MPD usando RetinaNet addestrata su FLIR.

	EP 18	EP 10	EP 09	EP 08	EP 05
Person (755)	0.4964	0.5050	0.5018	0.5137	0.5048
Cyclist (15)	0.0333	0.0444	0.0667	0.1000	0.0667
Cars (1088)	0.6767	0.6929	0.6854	0.6787	0.6870
Complessivo	0.5983	0.6113	0.6058	0.6070	0.6080

Tabella 14: Test di RetinaNet dopo il fine tuning, partendo da FLIR, sulla parte di dataset di KAIST MPD annotato con le vetture. In grassetto i risultati migliori per classe. Tra parentesi il numero di istanze per classe.

di dataset annotata manualmente di KAIST MPD cercando di vedere il comportamento con le autovetture. Il risultato è in Tabella 13.

Il passo successivo è stata una fase di *fine tuning* di questi pesi sulla parte di train di KAIST MPD annotata manualmente con le vetture. Come si può vedere in Figura 40, l’addestramento ha avuto una durata relativamente corta in quanto con solamente 15 ore e 18 epoche è arrivato al termine. Vista la repentina discesa delle loss e la scarsità di dati a disposizione è facile incorrere in un fenomeno di overfitting, ed infatti è quello che è accaduto. In Tabella 14 sono mostrati i risultati per alcune epoche di questa fase di addestramento, in grassetto ci sono i risultati migliori per ogni categoria. Come si può vedere nell’epoca 18, ovvero l’ultima, non si raggiungono picchi di mAP, il che è un sintomo di scarsa capacità di generalizzazione. Riguardo la classe person e cyclist il risultato migliore si ha all’epoca 8. Invece riguardo la rilevazione di automobili si ha il risultato migliore all’epoca 10. Si può notare inoltre che sia riguardo le persone che le automobili c’è stato un incremento nelle prestazioni della detection (Tabella 15).

In particolare possiamo andare ad analizzare le performance ottenute all’epoca 10 in quanto risultano mediamente le migliori. In Figura 41 sono presenti le curve di Precision/Recall sulla classe person e cars,

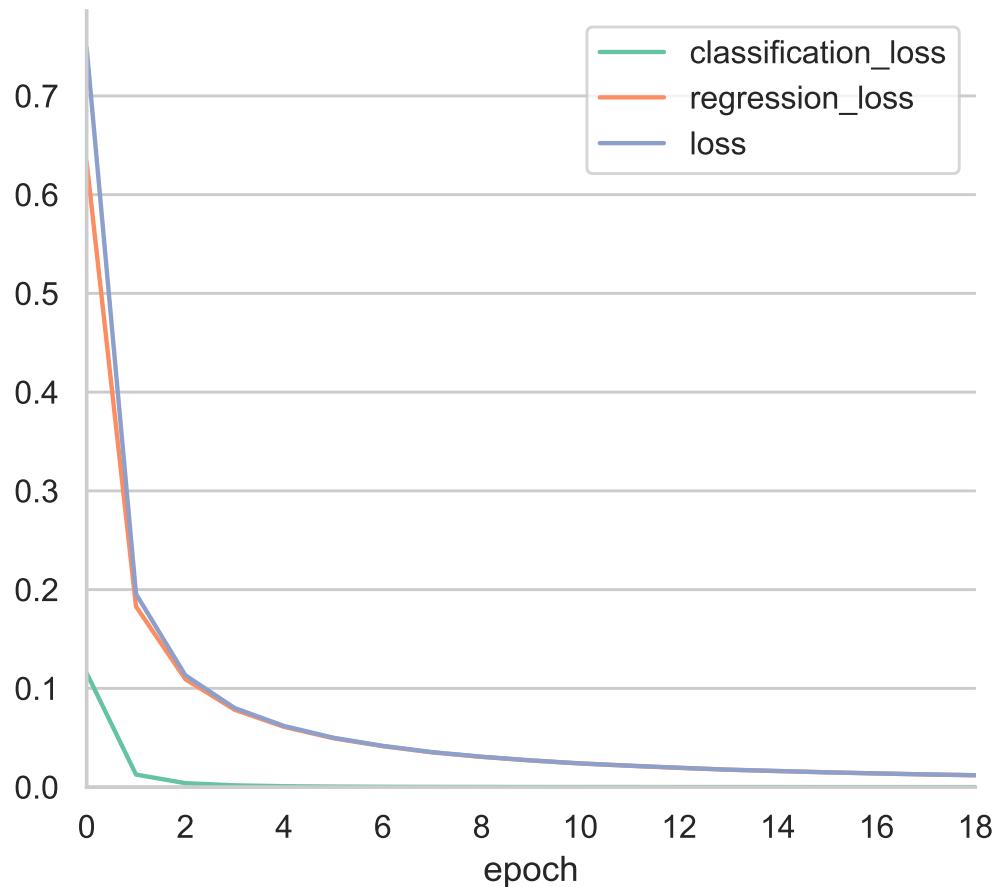


Figura 40: Fine tuning di KAIST partendo da FLIR

	Post	Pre	Incremento
Person (755)	0.5137	0.3730	+37%
Cyclist (15)	0.1000	0.000	+
Cars (1088)	0.6929	0.5716	+21%
Complessivo	0.6113	0.4863	+25%

Tabella 15: Tabella riassuntiva dell'incremento ottenuto effettuando il fine tuning da FLIR a KAIST MPD. Tra parentesi il numero di istanze per classe.

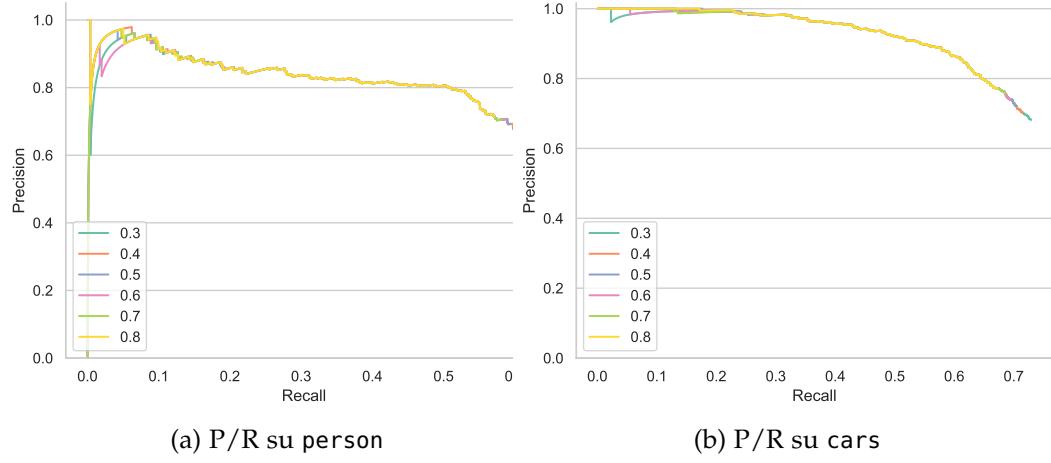


Figura 41: P/R su KAIST all’epoca 10

mentre in Figura 42 sono presenti i grafici di mAP al variare della soglia di rilevamento. Non è stata analizzata in maniera più dettagliata la classe *cyclist* in quanto gli esempi sono troppi pochi per ottenere risultati significativi.

Andando a confrontare le curve di P/R di Figura 41 si nota come sulle automobili si hanno in media rilevazioni più precise ed anche un richiamo maggiore, il che porta ad avere detection sulle vetture in generale migliori rispetto a quelle ottenute sui pedoni. Il motivo presumibilmente può essere imputato ad una maggior somiglianza tra l’aspetto delle vetture in immagini termiche rispetto a quello che possono avere dei pedoni.

3.3 DATA AUGMENTATION

Al fine di migliorare la qualità delle detection un ulteriore diramazione di esperimenti è stata svolta usando tecniche di Data Augmentation (Sezione 2.4). Le tecniche utilizzate in particolare sono AutoAugment, RandAugment ed infine delle immagini termiche generate da una GAN. L’utilizzo di queste tecniche è motivato dal fatto che, soprattutto nella parte di dataset di KAIST MPD annotata manualmente, le annotazioni sono poco numerose. Quindi si prova ad aumentarne virtualmente il loro numero variandone l’aspetto tramite trasformazioni sull’immagine o porzioni di essa.

AUTOAUGMENT AutoAugment richiede un’elevata richiesta computazionale, che non è alla portata dell’hardware utilizzato per lo sviluppo

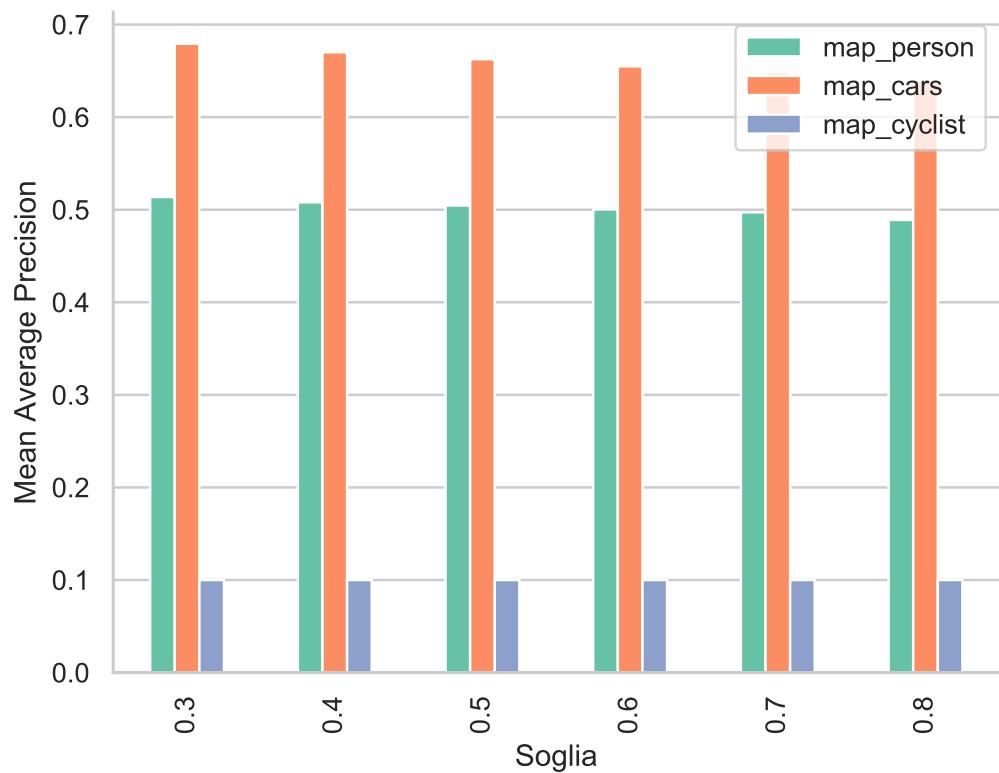


Figura 42: Fine tuning di KAIST partendo da FLIR

della tesi, quindi non è stato sfruttato adeguatamente, bensì sono state usate policy derivanti dagli addestramenti effettuati su altri dataset. In Codice 3.2, 3.3 e 3.4 sono presenti le tre politiche di AutoAugment con cui sono stati effettuati gli esperimenti.

Listing 3.2: Policy Vo di AutoAugment

```
def policy_vo():
    policy = [
        [('TranslateX_BBox', 0.6, 4), ('Equalize', 0.8, 10)],
        [('TranslateY_Only_BBoxes', 0.2, 2), ('Cutout', 0.8, 8)],
        [('Sharpness', 0.0, 8), ('ShearX_BBox', 0.4, 0)],
        [('ShearY_BBox', 1.0, 2), ('TranslateY_Only_BBoxes', 0.6, 6)],
        [('Rotate_BBox', 0.6, 10), ('Color', 1.0, 6)],
    ]
    return policy
```

La prima policy è la più semplice tra le tre, contiene al suo interno solamente cinque subpolicy formate a loro volta da due operazioni.

Listing 3.3: Policy V1 di AutoAugment

```
def policy_v1():
    policy = [
        [('TranslateX_BBox', 0.6, 4), ('Equalize', 0.8, 10)],
        [('TranslateY_Only_BBoxes', 0.2, 2), ('Cutout', 0.8, 8)],
        [('Sharpness', 0.0, 8), ('ShearX_BBox', 0.4, 0)],
        [('ShearY_Only_BBoxes', 0.8, 2), ('TranslateY_Only_BBoxes', 0.6, 6)],
        [('Rotate_BBox', 0.6, 10), ('Color', 1.0, 6)],
        [('Color', 0.0, 0), ('ShearX_Only_BBoxes', 0.8, 4)],
        [('ShearY_Only_BBoxes', 0.8, 2), ('Flip_Only_BBoxes', 0.0, 10)],
        [('Equalize', 0.6, 10), ('TranslateX_BBox', 0.2, 2)],
        [('Color', 1.0, 10), ('TranslateY_Only_BBoxes', 0.4, 6)],
        [('Rotate_BBox', 0.8, 10), ('Contrast', 0.0, 10)],
        [('Cutout', 0.2, 2), ('Brightness', 0.8, 10)],
        [('Color', 1.0, 6), ('Equalize', 1.0, 2)],
        [('Cutout_Only_BBoxes', 0.4, 6), ('TranslateY_Only_BBoxes', 0.8, 2)],
        [('Color', 0.2, 8), ('Rotate_BBox', 0.8, 10)],
        [('Sharpness', 0.4, 4), ('TranslateY_Only_BBoxes', 0.0, 4)],
        [('Sharpness', 1.0, 4), ('SolarizeAdd', 0.4, 4)],
        [('Rotate_BBox', 1.0, 8), ('Sharpness', 0.2, 8)],
        [('ShearY_BBox', 0.6, 10), ('Equalize_Only_BBoxes', 0.6, 8)],
        [('ShearX_BBox', 0.2, 6), ('TranslateY_Only_BBoxes', 0.2, 10)],
        [('SolarizeAdd', 0.6, 8), ('Brightness', 0.8, 10)],
    ]
    return policy
```

La seconda, a differenza della prima, introduce un numero di subpolicy più alto, ma mantiene il numero di operazioni applicabili ad immagine.

Listing 3.4: Policy V2 di AutoAugment

```
def policy_v2():
    policy = [
        [('Color', 0.0, 6), ('Cutout', 0.6, 8), ('Sharpness', 0.4, 8)],
        [('Rotate_BBox', 0.4, 8), ('Sharpness', 0.4, 2),
         ('Rotate_BBox', 0.8, 10)],
        [('TranslateY_BBox', 1.0, 8), ('AutoContrast', 0.8, 2)],
        [('AutoContrast', 0.4, 6), ('ShearX_BBox', 0.8, 8),
         ('Brightness', 0.0, 10)],
        [('SolarizeAdd', 0.2, 6), ('Contrast', 0.0, 10),
         ('AutoContrast', 0.6, 0)],
        [('Cutout', 0.2, 0), ('Solarize', 0.8, 8), ('Color', 1.0, 4)],
        [('TranslateY_BBox', 0.0, 4), ('Equalize', 0.6, 8),
         ('Solarize', 0.0, 10)],
        [('TranslateY_BBox', 0.2, 2), ('ShearY_BBox', 0.8, 8),
         ('Rotate_BBox', 0.8, 8)],
        [('Cutout', 0.8, 8), ('Brightness', 0.8, 8), ('Cutout', 0.2, 2)],
        [('Color', 0.8, 4), ('TranslateY_BBox', 1.0, 6), ('Rotate_BBox', 0.6, 6)],
        [('Rotate_BBox', 0.6, 10), ('BBox_Cutout', 1.0, 4), ('Cutout', 0.2, 8)],
        [('Rotate_BBox', 0.0, 0), ('Equalize', 0.6, 6), ('ShearY_BBox', 0.6, 8)],
    ]
```

Policy	Vo	Vo	Vo	V1	V1	V1	V1	V1	V1	V2	V2	V2	V2	V2	V2
Epoca	5	8	11	5	10	15	20	30	33	05	10	15	20	30	37
Person (755)	0.4808	0.4850	0.4982	0.5157	0.5005	0.4896	0.4876	0.4975	0.3873	0.5241	0.5032	0.5007	0.4959	0.5064	0.5064
Cyclist (15)	0.0067	0.0167	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Cars (1088)	0.7195	0.6942	0.6792	0.6805	0.6728	0.6605	0.6703	0.6693	0.5603	0.6506	0.6564	0.6505	0.6254	0.6264	0.6265
Complessivo	0.6167	0.6037	0.6002	0.6080	0.5973	0.5857	0.5906	0.5941	0.4855	0.5940	0.5888	0.5844	0.5677	0.5726	0.5726

Tabella 16: mAP ottenute tramite l'utilizzo delle varie policy predefinite di AutoAugment sul dataset di KAIST MPD. La base di partenza sono i migliori risultati ottenuti fino ad ora sulla parte di dataset di KAIST MPD con le annotazioni sulle vetture.

	Prima di AA	Dopo AA	Variazione
Person (755)	0.5137	0.5241	+2%
Cyclist (15)	0.1000	0.0167	-0.4%
Cars (1088)	0.6929	0.7195	+3.8%
Complessivo	0.6113	0.6167	+0.8%

Tabella 17: Variazioni rispetto alla baseline dopo l'utilizzo di AutoAugment sul dataset di KAIST MPD con le annotazioni sulle vetture.

```
[('Brightness', 0.8, 8), ('AutoContrast', 0.4, 2),
 ('Brightness', 0.2, 2),
 [('TranslateY_BBox', 0.4, 8), ('Solarize', 0.4, 6),
  ('SolarizeAdd', 0.2, 10)],
 [('Contrast', 1.0, 10), ('SolarizeAdd', 0.2, 8), ('Equalize', 0.2, 4)],
]
return policy
```

La terza invece diminuisce leggermente il numero di subpolicy rispetto alla seconda, ma aumenta le operazioni applicabili ad immagine a 3.

Le seguenti politiche sono state usate per addestrare RetinaNet sulla parte di dataset di KAIST MPD con i label sulle vetture.

Effettuando tre diverse fasi di addestramento ognuna con una policy diversa si ottengono in fase di inferenza i risultati riassunti in Tabella 16. Rispetto ai risultati ottenuti in precedenza si ha un miglioramento nella rilevazione delle automobili usando la policy Vo all'epoca 5, mentre per i pedoni si ha un miglioramento nella rilevazione usando la politica V2 sempre all'epoca 5. Le variazioni tra i risultati migliori ottenuti in precedenza e quelli migliori ottenuti con AutoAugment sono riassunti in Tabella 17.

Un ulteriore esperimento effettuato con AutoAugment è relativo al miglioramento della rilevazione dei pedoni. In pratica è stata usata la politica che ha fatto ottenere un miglioramento nella rilevazione dei pedoni per effettuare un training sul dataset di FLIR. Lo scopo era di ottenerne miglior capacità di generalizzazione e quindi passare da un dataset

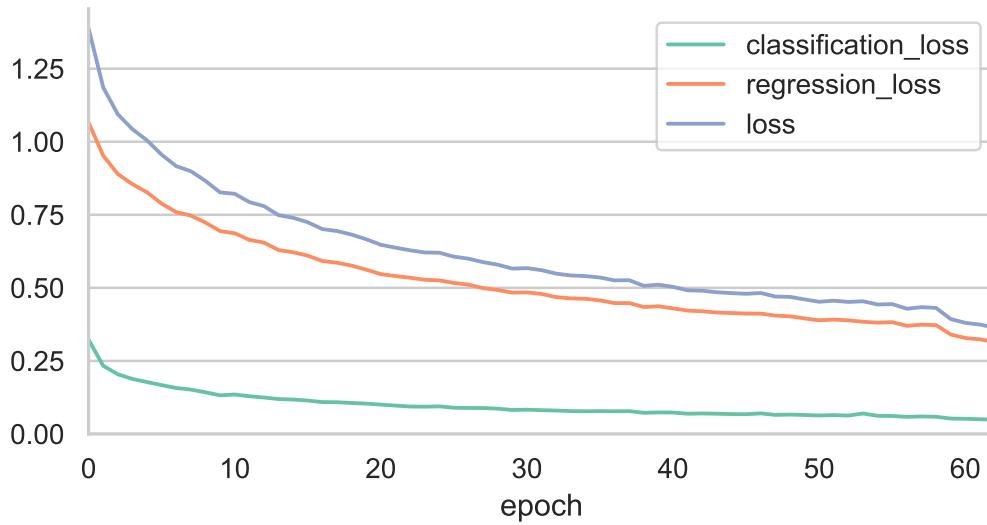


Figura 43: Training su FLIR con policy di AutoAugment V2

	EP 05	EP 20	EP 20	EP 50	EP 63	NO AA
Person (755)	0.3342	0.2516	0.3619	0.3270	0.3531	0.3730

Tabella 18: Risultati del test su KAIST MPD usando RetinaNet addestrato con e senza la policy di AutoAugment V2 sul dataset di FLIR.

all’altro con risultati migliori. In Tabella 18 sono presenti i risultati dell’esperimento appena descritto, mentre in Figura 43 è presente il grafico riguardante la progressione delle Loss durante la fase di addestramento.

L’ultimo esperimento effettuato con AutoAugment parte dai pesi di quello precedentemente descritto (Figura 43, Tabella 18) realizzando una fase di *fine tuning* sul dataset di KAIST. In Tabella 19 sono presenti i risultati di questa ultima fase, e come si può vedere non si ottiene alcun miglioramento.

	EP 05	EP 10	EP 15	EP 20	EP 25	EP 30	EP 35	EP 40	EP 44
Person (755)	0.5061	0.4899	0.4913	0.4959	0.4822	0.4847	0.5035	0.4859	0.4911
Cyclist (15)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Cars (1088)	0.5250	0.5395	0.5360	0.5383	0.5462	0.5427	0.5454	0.5387	0.5399
Complessivo	0.5131	0.5150	0.5135	0.5167	0.5158	0.5148	0.5239	0.5129	0.5157

Tabella 19: Test di RetinaNet su KAIST MPD dopo un fine tuning partendo dai pesi del precedente addestramento realizzato su FLIR con AutoAugment V2.

RANDAUGMENT RandAugment, come precedentemente descritto in Sezione 2.4.2, riduce notevolmente il costo computazionale rispetto ad AutoAugment per far sì che si adatti al dataset su cui sarà applicato.

In questo caso si hanno solo due parametri N ed M, con il primo che indica il numero di operazioni da applicare, ed il secondo la potenza con cui applicarle. Ci si riconduce in breve ad un problema di ottimizzazione di iperparametri risolvibile anche con un algoritmo GridSearch. In questa tesi però è stata usata la piattaforma Comet.ml che implementa una serie di algoritmi per realizzare ottimizzazione. L'algoritmo scelto è stato quello che la piattaforma definisce il migliore, un algoritmo di tipo *bayesiano* su cui non vengono rilasciati ulteriori dettagli.

Il target dell'ottimizzatore è la minimizzazione della mAP moltiplicata per -1 , in pratica quindi è la massimizzazione della metrica. L'intero processo ha avuto una durata di circa 130 ore consecutive in quanto l'ambiente è stato impostato per eseguire una fase di training di 7 epoch seguita da un test per la valutazione delle performance, partendo dai pesi di RetinaNet preaddestrata su MS-COCO. Il tutto è stato realizzato sulla parte di dataset di KAIST MPD con le annotazioni delle automobili. Un sommario dell'ottimizzazione è in Figura 44 e come si può vedere i risultati migliori si ottengono ponendo M con valori compresi tra 26 e 30 e con N uguale a 3.

Purtroppo questa ottimizzazione però non ha portato a miglioramenti probabilmente perché sette epochhe non sono sufficienti partendo da pesi generici come quelli di MS-COCO. Si ottiene una mAP sulle persone pari a 0.4769, mentre per le vetture si arriva a 0.6646.

Con RandAugment è stato effettuato un ulteriore esperimento per verificare se effettivamente un tipo di augmentation del genere potesse portare a migliorare dei risultati già ottenuti. A partire dai risultati di Tabella 14 l'esperimento effettuato ha avuto come target il miglioramento della mAP sulla classe person. È stato quindi lanciato nuovamente l'ottimizzatore di iperparametri, ma a differenza di prima la base di partenza non è MS-COCO bensì i pesi di RetinaNet all'ottava epoca di Tabella 14.

Rispetto alla prima fase di ottimizzazione i risultati possono essere considerati diametralmente opposti in quanto, come è possibile vedere da Figura 45a, si ottiene maggior mAP per parametri di *RandAugment* decisamente più blandi. In particolare il risultato migliore si ottiene ponendo M uguale a 6 ed N uguale ad 1. Dopo questa nuova fase di ricerca di iperparametri è stata effettuata una nuova fase di addestramento di RetinaNet per vedere a che risultati portasse.

Ciò che è stato ottenuto da questo esperimento è verificabile in Figura

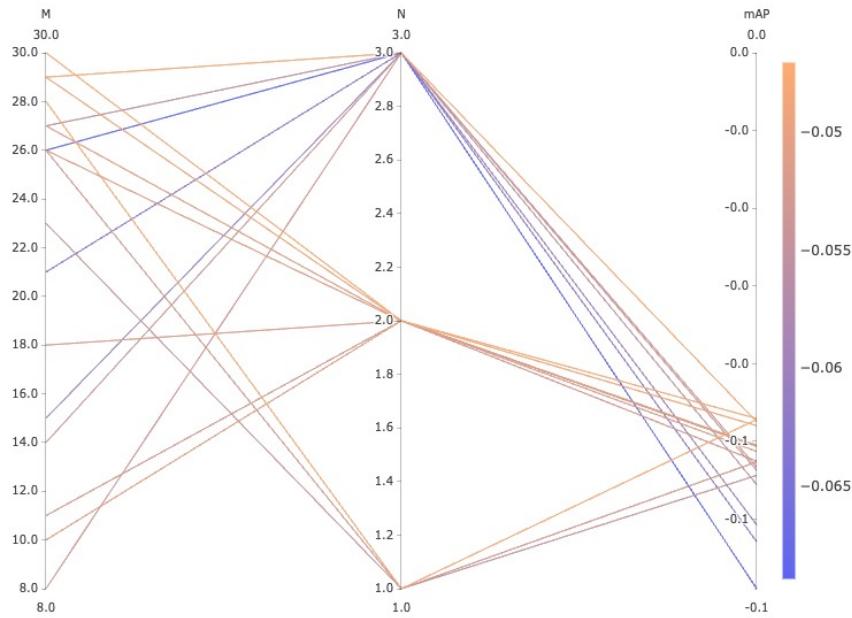


Figura 44: mAP al variare degli iperparametri durante l’ottimizzazione di RandAugment usando come target la mAP complessiva ottenuta sul dataset KAIST MPD

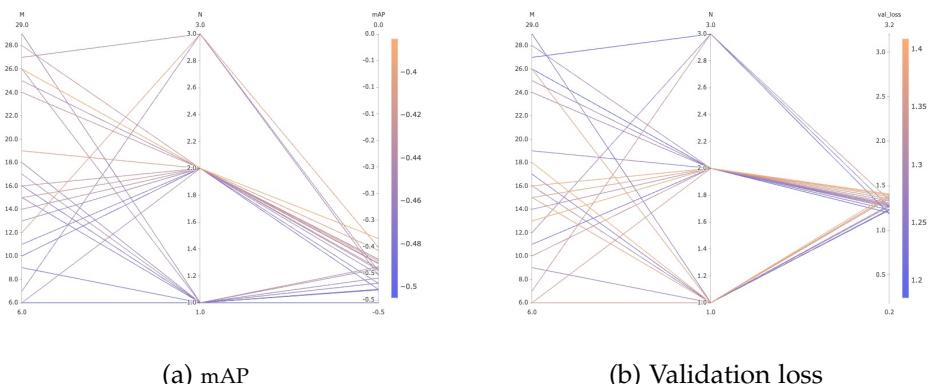


Figura 45: Andamento del processo di ottimizzazione di RandAugment sulla classe person

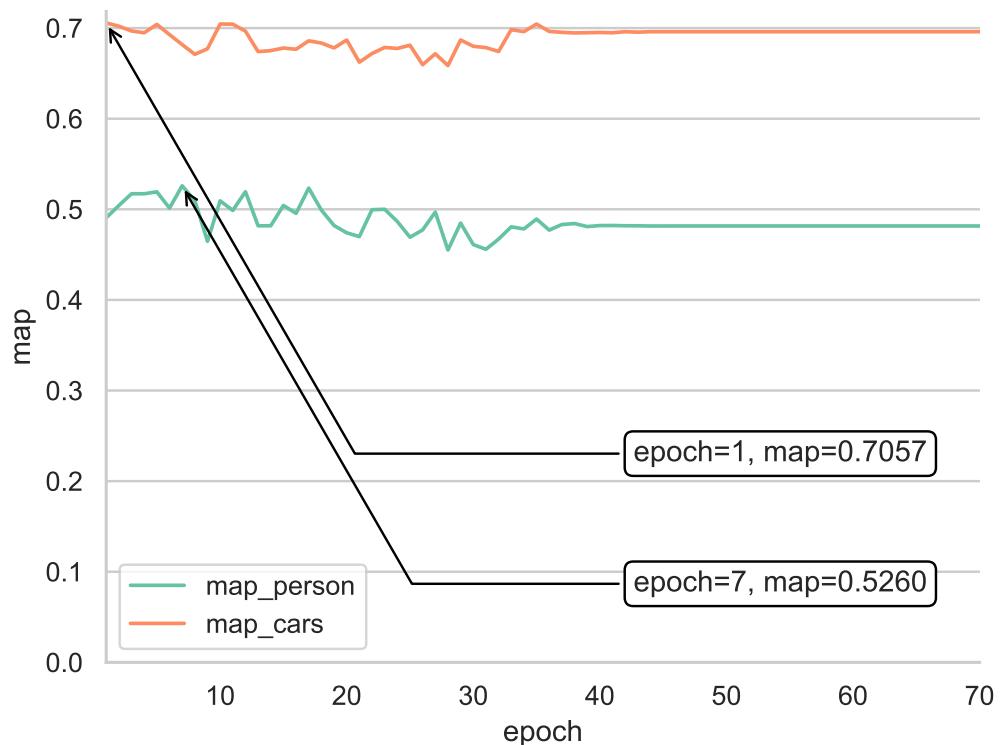


Figura 46: Risultati ottenuti su KAIST MPD tramite l'ottimizzazione specifica di RandAugment su person

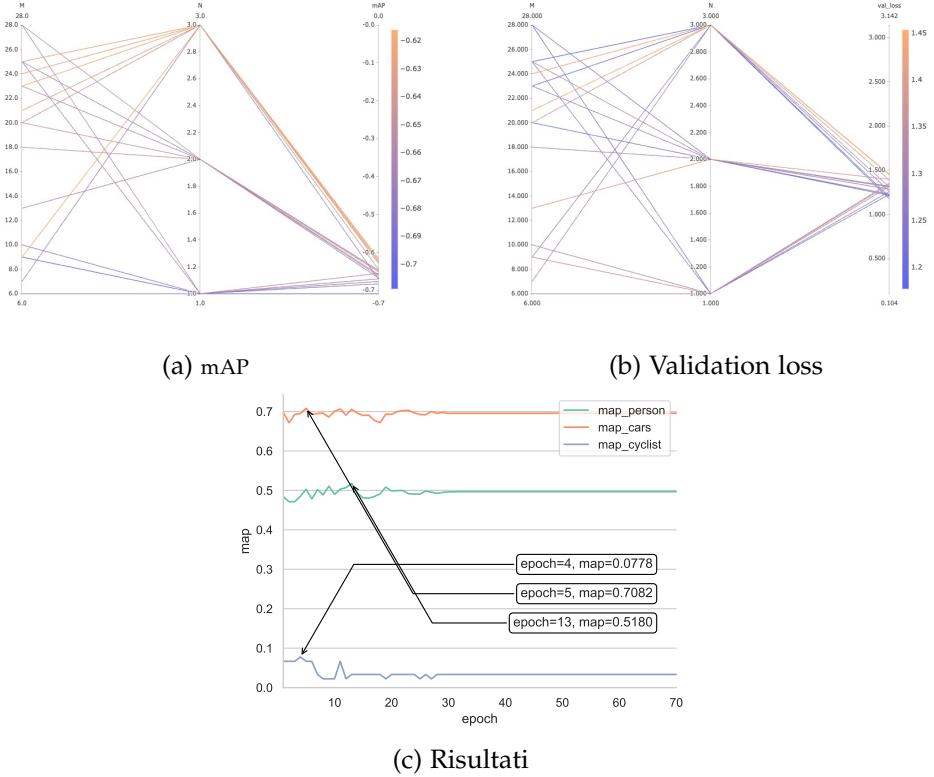


Figura 47: Risultati ottenuti su KAIST MPD tramite l’ottimizzazione specifica di RandAugment su cars

46 e mette alla luce come con *RandAugment* si possano ottenere prestazioni del tutto paragonabili ad *AutoAugment* con un computo decisamente più breve e gestibile. Infatti la massima mAP ottenuta eseguendo una specifica ottimizzazione su person, è anche leggermente superiore a quello che è stato ottenuto usando delle policy predefinite su *AutoAugment*.

Lo stesso esperimento è stato ripetuto utilizzando come target dell’ottimizzazione la mAP sulla classe cars. I risultati ottenuti sono visibili in Figura 47. L’andamento è del tutto similare a quanto ottenuto con l’ottimizzazione effettuata con la classe person, non ottenendo però alcun miglioramento in termini di mAP su nessuna delle classi.

GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK Con le Generative Adversarial Network (GAN) si fa riferimento ad una classe di metodi basati su Reti Neurali introdotti da Ian Goodfellow [37] nel 2014 il cui scopo è generare nuovi dati. Scendendo un po’ più nel dettaglio si hanno in particolare due reti che competono tra di loro: una rete generatrice \mathcal{G} ed una rete discriminatrice \mathcal{D} . La rete \mathcal{G} , come si può intuire dal nome, si occupa

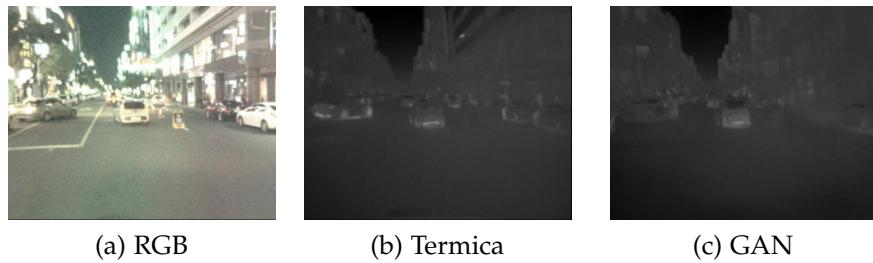


Figura 48: Immagine di KAIST MPD

di generare nuovi dati. La rete \mathcal{D} invece si occupa di riconoscere dati reali da dati artificiali. Nvidia ha recentemente rilasciato un'applicazione web [48] che facendo uso di GAN genera volti di persone con risultati piuttosto impressionanti.

Nel corso di questa tesi è stato fatto uso delle GAN sulla parte di dataset di KAIST MPD annotata con le vetture allo scopo di generare nuovi dati con cui addestrare RetinaNet. Partendo dalle immagini catturate dalle telecamere RGB sono state quindi generate immagini termiche del tutto realistiche ed utilizzabili per un'ulteriore fase di addestramento. In Figura 48 è presente un'immagine tratta dal dataset KAIST MPD nelle sue tre varianti. La 48a è l'immagine nello spettro dei colori, mentre la 48b è la stessa immagine acquisita con telecamere termiche. La 48c è invece l'immagine generata con le GAN partendo da 48a.

Per realizzare questa forma di *data augmentation* è stata utilizzata la parte di dataset di KAIST MPD su cui sono state annotate le vetture. Inizialmente si è proceduto con un addestramento di RetinaNet partendo da zero, vale a dire senza effettuare alcun tipo di transfer learning. I risultati ottenuti sono mostrati in Tabella 20 e come si può notare sono molto bassi, questo evidenzia che le tecniche di Data Augmentation vanno applicate a partire da una base solida per eventualmente aumentare le performance di un modello preaddestrato. Il risultato in Tabella 20 evidenzia come, attraverso un dataset generato da una GAN, si ottengono risultati migliori rispetto ad avere solo il termico; considerato che i dataset termici sono molto pochi usare una GAN per generare un dataset *falso* è una valida alternativa.

Dopo questo esperimento il successivo è stato addestrare RetinaNet sulle immagini generate della GAN partendo però dai pesi che ci hanno permesso di ottenere i risultati in Tabella 14. I risultati di questa sperimentazione sono in Figura 49, e come è possibile osservare non si ottiene alcuna miglioria, in nessuna delle classi.

	NOGAN	EP 1	EP 5	EP 10	EP 15	EP 24	EP 27	EP 30
Person	0.1387	0.0086	0.1018	0.1344	0.1635	0.1767	0.1763	0.1817
Cars	0.1358	0.1699	0.4014	0.3888	0.4086	0.4146	0.4573	0.4478

Tabella 20: Risultati del test di RetinaNet sul dataset di KAIST MPD dopo una fase di addestramento su dati generati da GAN. Nella colonna NOGAN sono presenti i risultati ottenuti addestrando solamente sulla parte di KAIST MPD visibile e testando sul termico reale.

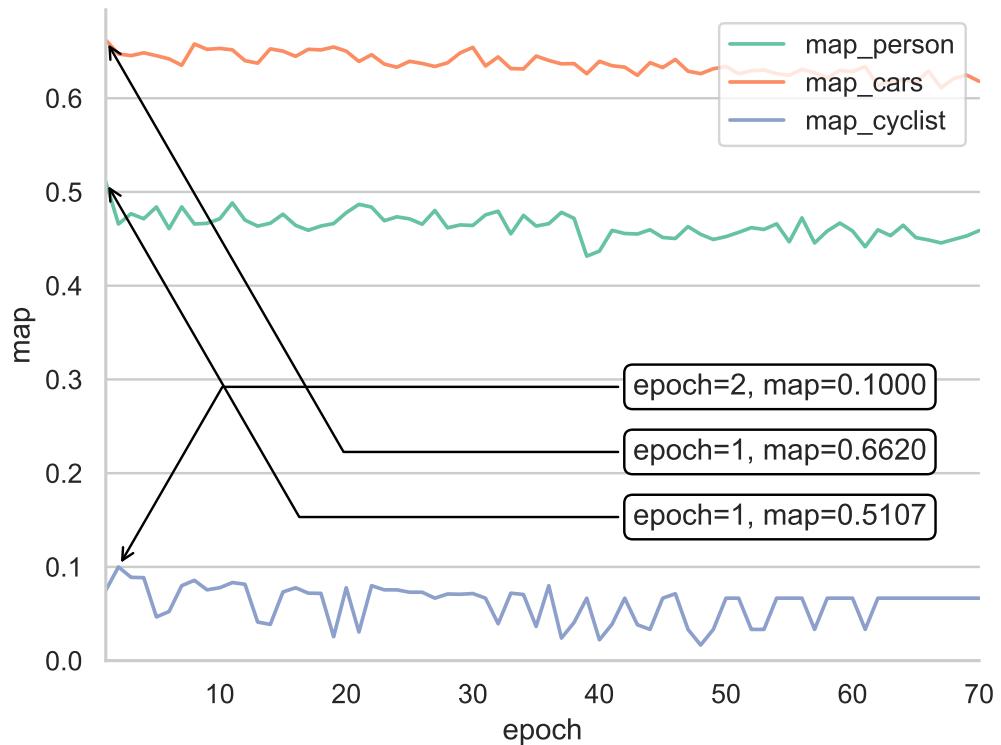


Figura 49: Risultati dopo fine tuning usando immagini generate dalla GAN

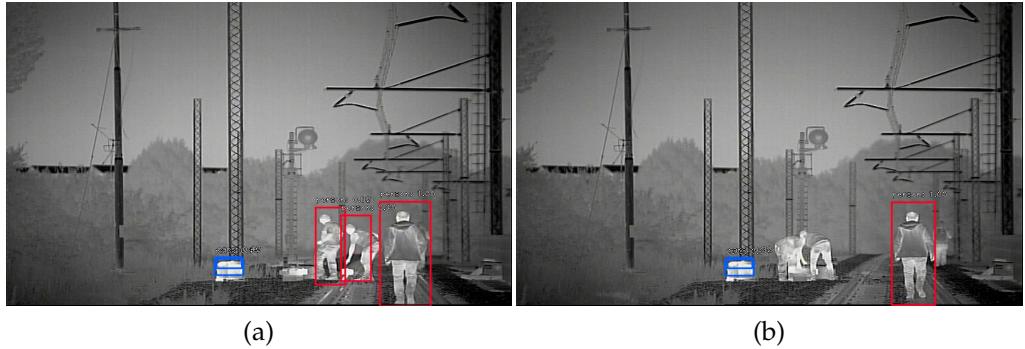


Figura 50: Rilevazioni su video RFI con soglia 0.30

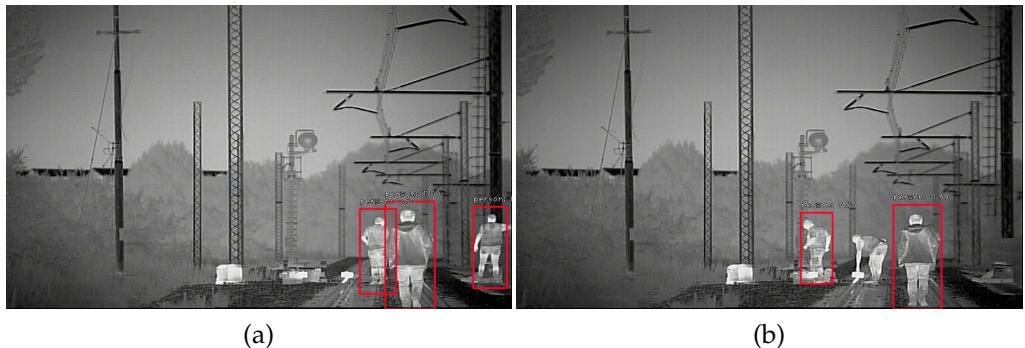


Figura 51: Rilevazioni su video RFI con soglia 0.80

3.4 ESPERIMENTI SU VIDEO DI RFI

I video termici di RFI forniti sono tre, e su tutti e tre il task è la rilevazione di persone. Non essendo annotati la prima e unica operazione possibile è stata dare in pasto a RetinaNet i frame del video per realizzare inferenza usando i pesi migliori per la rilevazione di persone, ovvero quelli ottenuti tramite l'addestramento su KAIST MPD tramite la terza policy all'epoca 5 (Tabella 16).

I risultati iniziali appaiono promettenti benché da essi non si possano calcolare metriche, in quanto le rilevazioni sembrano abbastanza precise.

I primi test sono stati effettuati tenendo una soglia di rilevazione pari a 0.30, questo ha portato ad una rilevazione sempre accurata degli operai, ma anche a molte rilevazioni false, come ad esempio quelle mostrate in Figura 50.

Questo problema è facilmente risolvibile aumentando la soglia di rilevamento, infatti portandola a 0.8 si rimuovono la maggior parte dei falsi positivi (Frame in Figura 51).

Rimane però il problema della rilevazione dei lavoratori in posizioni non usuali, ad esempio quando sono chinati. In Figura 51b vi è un esempio in quanto l'operaio sembra stia raccogliendo qualcosa per terra e non è stato rilevato. Per risolvere il problema sono stati annotati alcuni frame di quel video per poi effettuare test su altri due video a nostra disposizione.

3.4.1 IoU sul tempo

Allo scopo di ridurre ulteriormente il numero di falsi positivi all'interno dei video di RFI è stato sviluppato un algoritmo che fa uso dell'indice di Jaccard (o IoU) per validare le rilevazioni reali ed eliminare quelle fasulle. L'algoritmo in questione è in Algoritmo 1, mentre l'implementazione in Python è reperibile in Appendice A.

Algorithm 1: Algoritmo di IoU calcolata su diversi frame

```

Input : Detection di N immagini, Threshold
Output: Detection di N immagini
Data: detections, T
Result: detections'
max_detections ← max_detections_in_image(detections) ;
R_tree ← new_r_tree();
for d ∈ (detections – max_detections) do
    | R_tree.insert(d);
end
iou_values ← empty_array(len(max_detections));
for di ∈ max_detections do
    | intersected_dets ← R_tree.find_intersection(di);
    | for dj ∈ intersected_dets do
        | | iou_values[di] += compute_iou(di, dj);
    | end
    | iou_values[di] /= len(intersected_dets);
end
detections' ← empty_array(len(detections));
for di ∈ max_detections do
    | if iou_values[di] > T then
        | | detections'.insert(di);
    | end
end
return detections'
```



Figura 52: Rilevazioni su video RFI con soglia 0.90, prima e dopo l'applicazione dell'algoritmo

L'input dell'algoritmo sono le rilevazioni effettuate su N immagini ed una soglia T . Il primo passo effettuato è la ricerca dell'immagine contenente più rilevazioni in quanto è quella intuitivamente più soggetta ad avere qualche BB trovata erroneamente durante la fase di inferenza, chiamiamola *max_detections*. Una volta trovata si inseriscono le detection di tutte le altre immagini all'interno di una struttura che ci permette di effettuare ricerche su coordinate spaziali in maniera efficiente, ovvero un albero R .

Dopodiché, presa l'immagine *max_detections*, si considerano singolarmente le BB e si cercano attraverso l'albero R tutte le BB nelle altre immagini che si intersecano alla singola BB presa in esame, formando così un *insieme intersezione*. Tramite queste BB intersecanti si calcola un valore di IoU tra la BB presa in esame e tutte quelle nell'*insieme intersezione*. La IoU è un valore compreso tra 0 e 1, quindi si normalizza usando la cardinalità dell'*insieme intersezione*. Dopo questa fase avremo quindi un array di lunghezza pari al numero di BB dell'immagine *max_detections* contenente valori di IoU. Nell'ultima parte dell'algoritmo si confronta ogni valore di questo array per vedere se è superiore alla soglia T passata in input: se lo è la BB corrispondente verrà inserita come detection *valida* per ogni immagine nel batch, altrimenti viene scartata.

Come detto prima lo scopo finale dell'algoritmo non è tanto un miglioramento della mAP generale tanto quanto la riduzione dei falsi positivi, ed applicando sui video forniti da RFI nonostante non sia possibile calcolare metriche per via della mancanza di annotazioni si nota subito un miglioramento (Figura 52 e 53).



Figura 53: Rilevazioni su video RFI con soglia 0.90, prima e dopo l'applicazione dell'algoritmo

4

CONCLUSIONI

Lo scopo della tesi è stato il miglioramento del riconoscimento di oggetti su dataset termici. Come si è potuto vedere nell'ultimo capitolo riguardante gli esperimenti si sono prodotti avanzamenti aggiungendo come fossero mattoncini sempre più tecniche, fino a costruire un'infrastruttura in grado di effettuare rilevazioni migliori a parità di condizioni difficili ma con immagini convenzionali.

Il campo di utilizzo di un detector di questo tipo può spaziare dalla videosorveglianza fino ad avere applicazioni nella guida autonoma, passando per un incremento nella sicurezza dei treni, come d'altronde abbiamo potuto vedere tramite i video di RFI. L'utilizzo di telecamere termiche, oltre a migliorare la visione in condizioni di scarsa illuminazione permette di vedere, anche oltre la nebbia o una fitta pioggia.

La parte iniziale del progetto di tesi ha messo alla luce come è possibile ottenere buoni risultati attraverso l'utilizzo di dataset ampi; tuttavia successivamente ci siamo focalizzati sul miglioramento della detection in un sottoinsieme del dataset KAIST MPD annotato con le vetture.

Inizialmente è stata fissata una base di partenza data dall'addestramento di RetinaNet (1.4) sul dataset di FLIR (Tabella 13). Tramite una operazione detta di *fine tuning* è stato raggiunto un incremento complessivo della mAP su KAIST MPD del 25% (Tabella 15).

Considerando i pochi dati a nostra disposizione tra le tecniche utilizzate allo scopo di migliorare ulteriormente la mAP è stata di particolare rilevanza quella di *Data Augmentation*, in particolare *AutoAugment* e *RandAugment*. Utilizzando delle politiche predefinite per *AutoAugment* sono stati riscontrati incrementi nella mAP che variano tra il 2% ed il 4%. Con *RandAugment* invece è stato possibile effettuare una fase di ottimizzazione degli iperparametri che ha portato ad avere risultati comparabili ad *AutoAugment* (Figura 46).

Tramite delle Generative Adversarial Network (GAN) è stato generato un dataset *fasullo* partendo da immagini di KAIST MPD RGB su cui sono

stati effettuati esperimenti. Questi esperimenti hanno evidenziato come quando ci si trova in una situazione di totale assenza di dati le GAN possono aiutare nel miglioramento delle performance.

Sono stati inoltre effettuati esperimenti di *Transfer Learning* in quanto il trasferimento di conoscenze tra due domini differenti ha aiutato nel rilevamento di operai nel dataset di RFI nei quali non ci sono annotazioni e tramite un algoritmo basato sull'indice di Jaccard (3.4.1) sono state migliorate le rilevazioni.

4.1 SVILUPPI FUTURI

Questo progetto di ricerca mette alla luce come è possibile realizzare dei detector basati su immagini termiche per migliorare la *object detection*. Prendendo come spunto questo lavoro si potrebbe realizzare un detector che si basa sia su immagini termiche che convenzionali per realizzare previsioni sempre più accurate.

Un aspetto molto importante è la quantità di dati a disposizione dalla quale dipende l'efficacia di un modello di *Machine Learning*. Purtroppo la scarsità di dataset utilizzabili per realizzare l'obbiettivo di questa tesi ha giocato a nostro sfavore. Una direzione di ricerca quindi potrebbe essere lo sviluppo di ulteriori insiemi di dati sulla falsariga del dataset KAIST Multispectral Pedestrian Dataset (KAIST MPD).

Infine abbiamo potuto verificare che la tecnica di *Data Augmentation* che ha portato subito a dei risultati migliori è stata *AutoAugment* nonostante non sia stata realizzata una fase di addestramento specifica per il dataset utilizzato da noi. Si potrebbe quindi, con hardware più potente o avendo a disposizione molto più tempo, portare a termine la generazione di policy specifiche di *AutoAugment*.

Appendici

A

CODICE DI IOU OVER TIME

Listing A.1: Algoritmo di IoU over time in Python

```
def compute_intersection_over_union(box1, box2):
    x1 = max(box1[0], box2[0])
    y1 = max(box1[1], box2[1])
    x2 = min(box1[2], box2[2])
    y2 = min(box1[3], box2[3])
    intersection_area = max(0, x2 - x1 + 1) * max(0, y2 - y1 + 1)
    box_1_area = (box1[2] - box1[0] + 1) * (box1[3] - box1[1] + 1)
    box_2_area = (box2[2] - box2[0] + 1) * (box2[3] - box2[1] + 1)
    intersection_over_union = intersection_area / float(box_1_area + box_2_area - intersection_area)
    return intersection_over_union

def calc_bbox_size(bbox):
    """
    Get the size of bbox in input
    # Arguments
        bbox      : coordinates of bbox (x_min, y_min, x_max, y_max).
    # Returns
        size of bbox
    """
    return (bbox[2]-bbox[0])*(bbox[3]-bbox[1])

def iou_evaluation(detections, threshold):
    index_max_detections = np.argmax(list(map(lambda x: len(x), detections)))
    id_tree = 0
    idx = index.Index(interleaved=True)
    iou_values = [0]*len(detections[index_max_detections])
    for_debug = np.concatenate(np.delete(detections, index_max_detections, axis = 0))
    for detection in for_debug:
        idx.insert(id_tree, detection[0:4], obj = detection[4:6])
        id_tree = id_tree + 1
    for i in range(len(detections[index_max_detections])):
        intersection_bbox = idx.intersection(detections[index_max_detections][i][0:4], objects=True)
        num_elem = 0
        for item in intersection_bbox:
            num_elem = i+1
            iou_values[i] += compute_intersection_over_union(item.bbox, detections[index_max_detections][i][0:4])
        if num_elem is not 0:
            iou_values[i] /= num_elem
    iou_values = np.divide(iou_values, len(detections)-1)
    bbox = []
    labels = []
    scores = []
    for det, iou in zip(detections[index_max_detections], iou_values):
        if iou > threshold:
            intersection_bbox = idx.intersection(det[0:4], objects=True)
            gen = list(intersection_bbox)
            max_bbox_index = np.argmax(list(map(lambda x: calc_bbox_size(x), list(map(lambda x: x.bbox, gen)))))
            bbox.append(gen[max_bbox_index].bbox)
            scores.append(max(list(map(lambda x: x.object[0], gen))))
            labels.append(gen[max_bbox_index].object[1])
    return np.array(bbox), np.array(scores), np.array(labels, dtype=int)
```


B

IMPLEMENTAZIONE DI RANDAUGMENT E AUTOAUGMENT SU RETINANET

Implementare RandAugment e AutoAugment su RetinaNet usato durante lo sviluppo del lavoro di tesi ha richiesto del lavoro di reverse engineering. Il punto di partenza per vedere come lavorava questa implementazione è stato lo script di train. La parte interessante ai fini della scrittura di una forma di Data Augmentation consisteva nella maniera di leggere e passare alla rete le immagini, in quanto in mezzo a questo processo andava piazzato un modulo che permetesse di effettuare operazioni sull'input della rete.

Le immagini vengono passate a RetinaNet tramite un oggetto, completamente configurabile, che funge da generatore. Il generatore viene creato attraverso diverse opzioni che lo andranno a configurare secondo le esigenze. Tra queste è presente anche una rudimentale forma di data augmentation che applica casualmente un'operazione selezionata da un insieme molto limitato.

Inizialmente è stato implementato AutoAugment, di cui era già disponibile un'implementazione parziale reperibile a questo link. Con poche modifiche, dovute perlopiù al passaggio da Tensorflow 1.1x a Tensorflow 2.0 si è arrivati a questa implementazione, dove tramite la chiamata della funzione `distort_image_with_autoaugment`, si riesce ad applicare una policy all'immagine.

Le modifiche più evidenti invece hanno riguardato il generatore. L'input di questa versione di RetinaNet prevede vari formati, motivo per cui gli autori hanno deciso di implementare i generatori in maniera Object Oriented. Abbiamo quindi una superclasse `Generator` e le varie sottoclassi `CocoGenerator`, `CSVGenerator`, `KittiGenerator`, `OpenImagesGenerator` e `PascalVocGenerator` ognuna corrispondente ad i vari formati di input accettati da questa implementazione. L'operazione di modifica di un'immagine non è specifica del formato di input, ma dev'essere comune a tutte. Quindi l'intervento è stato circoscritto alla superclasse `Generator`.

Seguendo quanto stato fatto dagli autori per implementare la prima forma rudimentale di DataAugmentation sono stati implementate due funzioni del tutto simili alle controparti originali.

Listing B.1: Funzioni per applicare AutoAugment

```
def auto_augment_group_entry(self, image, annotations):
    """ Randomly auto-augment image and annotation.
    """
    if self.auto_augment is not None:
        image_width = image.shape[1]
        image_height = image.shape[0]
        if annotations['bboxes'].shape[0] is 0:
            return image, annotations
        normalized_annotations = np.zeros(annotations['bboxes'].shape)
        normalized_annotations[:,0] = annotations['bboxes'][:,0] / image_width
        normalized_annotations[:,2] = annotations['bboxes'][:,2] / image_width
        normalized_annotations[:,1] = annotations['bboxes'][:,1] / image_height
        normalized_annotations[:,3] = annotations['bboxes'][:,3] / image_height
        normalized_annotations[:, [0,1]] = normalized_annotations[:,[1,0]]
        normalized_annotations[:, [3,2]] = normalized_annotations[:,[2,3]]
        normalized_annotations = tf.compat.v2.convert_to_tensor(normalized_annotations, dtype=tf.float32)
        image = tf.compat.v2.convert_to_tensor(image, dtype=tf.float32)
        augmented_img, augmented_annotation = distort_image_with_autoaugment(
            image, normalized_annotations, self.auto_augment)
        augmented_annotation = augmented_annotation.numpy()
        augmented_annotation[:, [0,1]] = augmented_annotation[:,[1,0]]
        augmented_annotation[:, [3,2]] = augmented_annotation[:,[2,3]]
        augmented_annotation[:, 0] = augmented_annotation[:, 0] * image_width
        augmented_annotation[:, 2] = augmented_annotation[:, 2] * image_width
        augmented_annotation[:, 1] = augmented_annotation[:, 1] * image_height
        augmented_annotation[:, 3] = augmented_annotation[:, 3] * image_height
        augmented_img = augmented_img.numpy()
        new_annotations = {
            'labels': annotations['labels'],
            'bboxes': augmented_annotation
        }
        return augmented_img, new_annotations
    return image, annotations

def auto_augment_group(self, image_group, annotations_group):
    """ Apply AutoAugment policy to each image and its annotations.
    """
    assert(len(image_group) == len(annotations_group))
    for index in range(len(image_group)):
        # transform a single group entry
        image_group[index], annotations_group[index] = self.auto_augment_group_entry(
            image_group[index],
            annotations_group[index]
        )
    return image_group, annotations_group
```

La prima delle due funzioni in Codice B.1 applica la trasformazione ad una singola immagine. Per via del formato di input differente è stata necessaria una piccola fase di preprocessing di dati dove si normalizzavano tra 0 e 1 le posizioni delle BB e si invertivano le coordinate. La seconda funzione richiama la prima su gruppi di immagini. Successivamente l'ultima modifica effettuata è stata intervenire sulla funzione `compute_input_output` della classe Generator. Questa funzione, in base agli argomenti dati in input alla creazione dell'oggetto, applica le dovute trasformazioni. In codice B.2 è possibile vedere come è stata aggiunta la chiamata necessaria ad AutoAugment.

Listing B.2: Funzione `compute_input_output` del generatore

```
def compute_input_output(self, group):
```

```

""" Compute inputs and target outputs for the network.
"""

# load images and annotations
image_group      = self.load_image_group(group)
annotations_group = self.load_annotations_group(group)
# check validity of annotations
image_group, annotations_group = self.filter_annotations(image_group, annotations_group, group)

# randomly apply visual effect
image_group, annotations_group = self.random_visual_effect_group(image_group, annotations_group)

# randomly transform data
image_group, annotations_group = self.random_transform_group(image_group, annotations_group)

# apply auto augment
image_group, annotations_group = self.auto_augment_group(image_group, annotations_group)

# perform preprocessing steps
image_group, annotations_group = self.preprocess_group(image_group, annotations_group)

# compute network inputs
inputs = self.compute_inputs(image_group)

# compute network targets
targets = self.compute_targets(image_group, annotations_group)

return inputs, targets

```

Per RandAugment la questione è stata un po' più tediante. In Tensorflow 2.0 una libreria, fondamentale per il funzionamento di queste operazioni, è stata eliminata e sostituita da una libreria installabile a parte chiamata Tensorflow Addons.

Usandola con le policy predefinite di AutoAugment questa libreria non causava problemi, ma una particolare sequenza di trasformazioni applicate all'immagine generata casualmente da RandAugment portava molte volte ad una terminazione inaspettata del programma. Per risolvere questo incidente di percorso è necessario applicare un flag in alcune operazioni della libreria Tensorflow Addons e ricompilerla con gli stessi toolkit NVidia usati per compilare Tensorflow, pena il fallimento nell'import della libreria stessa. Avendo fallito nel compito di compilare la libreria ho deciso di fare un nuovo ambiente di Anaconda con Tensorflow 1.14 ed una vecchia versione di RetinaNet. Questa via apparentemente ha portato ad una soluzione funzionante, ma il tutto era incredibilmente lento. La colpa è da inputare all'utilizzo improprio di Tensorflow, le conversioni tra tensori Numpy e tensori portavano via un spreco di tempo. Questo comportamento però in Tensorflow 2.0 non si osserva in quanto di default è abilitata la Eager Execution, cosa che non è possibile fare con Tensorflow 1.14 in quanto richiederebbe modifiche piuttosto pesanti a RetinaNet.

La soluzione è arrivata da un utente di GitHub che ha implementato tutte le operazioni di AutoAugment (e conseguentemente RandAugment) usando Numpy e Python Image Library (PIL). La repository contenente questo codice è reperibile al seguente link. È stata quindi aggiunta una funzione che implementa la trasformazione dell'immagine, visibile in

Codice B.3. Seguendo l'articolo di riferimento di RandAugment è stato sufficiente selezionare N operazioni in maniera casuale ed eventualmente applicarle con una probabilità p casuale con una forza M. Successivamente, in maniera del tutto analoga ad AutoAugment, è bastato definire le opportune funzioni nella classe Generator.

Listing B.3: Funzione per implementare RandAugment

```
def distort_image_with_rand_augment(image, bboxes, N, M):
    """Applies randaugment policy to input image.
    Paper: https://arxiv.org/abs/1909.13719

    Args:
        'image': 'Tensor' of shape [height, width, 3] representing an image.
        'N': integer, Number of transformation to apply to an image.
        'M': integer, shared Magnitude for all augmentation operations.

    Returns:
        A tuple containing the augmented versions of 'image' and 'bboxes'.
    """
    augmentation_hparams = {
        "cutout_max_pad_fraction": 0.75,
        "cutout_bbox_replace_with_mean": False,
        "cutout_const": 100,
        "translate_const": 250,
        "cutout_bbox_const": 50,
        "translate_bbox_const": 120
    }
    replace_value = [128] * 3
    tf.compat.v1.logging.info('Using RandAug.')
    available_ops = ['AutoContrast', 'Equalize', 'Solarize', 'SolarizeAdd', 'Contrast', 'Brightness',
                    'Sharpness', 'Cutout', 'BBox_Cutout', 'Rotate_BBox', 'TranslateX_BBox', 'TranslateY_BBox',
                    'ShearX_BBox', 'ShearY_BBox', 'Rotate_Only_BBoxes', 'ShearX_Only_BBoxes', 'ShearY_Only_BBoxes',
                    'TranslateX_Only_BBoxes', 'TranslateY_Only_BBoxes', 'Flip_Only_BBoxes', 'Solarize_Only_BBoxes',
                    'Equalize_Only_BBoxes', 'Cutout_Only_BBoxes']
#available_ops = ['BBox_Cutout', 'TranslateY_BBox']
    for layer_num in range(N):
        op_to_select = np.random.randint(0, len(available_ops), size=1)
        random_magnitude = float(M)
        for (i, op_name) in enumerate(available_ops):
            prob = np.random.uniform(0.2, 0.8, 1)
            if i == op_to_select:
                func = NAME_TO_FUNC[op_name]
                args = level_to_arg(augmentation_hparams)[op_name](random_magnitude)
                if 'prob' in inspect.getargspec(func)[0]:
                    args = tuple([prob] + list(args))
                if 'replace' in inspect.getargspec(func)[0]:
                    assert 'replace' == inspect.getargspec(func)[0][-1]
                    args = tuple(list(args) + [replace_value])
                if 'bboxes' not in inspect.getargspec(func)[0]:
                    func = bbox_wrapper(func)
                image, bboxes = (lambda selected_func=func, selected_args=args: selected_func(
                    image, bboxes, *selected_args))(func, args)
            else:
                image, bboxes = image, bboxes
    return image, bboxes
```

ACRONIMI

mAP Mean Average Precision

AP Average Precision

KAIST MPD KAIST Multispectral Pedestrian Dataset

GPU Graphics Processing Unit

KAIST Korea Advanced Institute of Science and Technology

FOV Field of View

BB Bounding Box

RNN Recurrent Neural Network

TPU Tensor Processing Unit

CNN Convolutional Neural Network

FCN Fully Convolutional Network

RNN Recurrent Neural Network

NMS Non-Maximum Suppression

HNM Hard Negative Mining

RTK Real-time kinematic

YOLO You Only Look Once

VOC Pascal Visual Object Classes

ILSVRC ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge

MS-COCO Microsoft - Common Object in COntext

OID Open Images Detection

VJ Viola Jones

- HOG** Histogram of Oriented Gradients
DPM Deformable Part-based Model
ROI Region of Interest
RPN Region Proposal Network
SVM Support Vector Machines
IoU Intersection over Union
SPPNet Spatial Pyramid Pooling Networks
SSD Single-Shot Detector
DSSD Deconvolutional Single-Shot Detector
FPN Feature Pyramid Network
MLFPN Multi-Level Feature Pyramid Network
FFM Feature Fusion Module
TUM Thinned U-shape module
SFAM Scale-wise Feature Aggregation Module
RFI Rete Ferroviaria Italiana
VIA VGG Image Annotator
GAN Generative Adversarial Network

BIBLIOGRAFIA

- [1] Free flir thermal dataset for algorithm training. <https://www.flir.com/oem/adas/adas-dataset-form/>. Accessed: 2019-11-20. (Cited on page 48.)
- [2] Alexe, B., Deselaers, T., and Ferrari, V. (2010). What is an object? In *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 73–80. IEEE. (Cited on page 18.)
- [3] Bell, S., Lawrence Zitnick, C., Bala, K., and Girshick, R. (2016). Inside-outside net: Detecting objects in context with skip pooling and recurrent neural networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 2874–2883. (Cited on page 21.)
- [4] Belongie, S., Malik, J., and Puzicha, J. (2002). Shape matching and object recognition using shape contexts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, (4):509–522. (Cited on page 16.)
- [5] Biederman, I. (1987). Recognition-by-components: a theory of human image understanding. *Psychological review*, 94(2):115. (Cited on page 16.)
- [6] Bienkowski, L., Homma, C., Eisler, K., and Boller, C. (2012). Hybrid camera and real-view thermography for nondestructive evaluation. (Cited on page 49.)
- [7] Braun, M., Krebs, S., Flohr, F., and Gavrila, D. M. (2018). The eurocity persons dataset: A novel benchmark for object detection. *arXiv preprint arXiv:1805.07193*. (Cited on page 30.)
- [8] Cai, Z., Fan, Q., Feris, R. S., and Vasconcelos, N. (2016). A unified multi-scale deep convolutional neural network for fast object detection. In *european conference on computer vision*, pages 354–370. Springer. (Cited on page 19.)
- [9] Chen, L.-C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., and Yuille, A. L. (2014). Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected crfs. *arXiv preprint arXiv:1412.7062*. (Cited on page 17.)

- [10] Chen, X. and Gupta, A. (2017). Spatial memory for context reasoning in object detection. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 4086–4096. (Cited on page 22.)
- [11] Cordts, M., Omran, M., Ramos, S., Rehfeld, T., Enzweiler, M., Benenson, R., Franke, U., Roth, S., and Schiele, B. (2016). The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 3213–3223. (Cited on page 28.)
- [12] Cubuk, E. D., Zoph, B., Mané, D., Vasudevan, V., and Le, Q. V. (2018). Autoaugment: Learning augmentation policies from data. *CoRR*, abs/1805.09501. (Cited on pages 4, 61, 62, 63, and 64.)
- [13] Cubuk, E. D., Zoph, B., Shlens, J., and Le, Q. V. (2019). Randaugment: Practical data augmentation with no separate search. *CoRR*, abs/1909.13719. (Cited on pages 7, 63, and 64.)
- [14] Dalal, N. and Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. (Cited on pages 21, 24, and 31.)
- [15] Desai, C., Ramanan, D., and Fowlkes, C. C. (2011). Discriminative models for multi-class object layout. *International journal of computer vision*, 95(1):1–12. (Cited on pages 22 and 23.)
- [16] Divvala, S. K., Hoiem, D., Hays, J. H., Efros, A. A., and Hebert, M. (2009). An empirical study of context in object detection. In *2009 IEEE Conference on computer vision and Pattern Recognition*, pages 1271–1278. IEEE. (Cited on page 21.)
- [17] Dollár, P. Piotr’s Computer Vision Matlab Toolbox (PMT). <https://github.com/pdollar/toolbox>. (Cited on page 50.)
- [18] Dollár, P., Wojek, C., Schiele, B., and Perona, P. (2009). Pedestrian detection: A benchmark. (Cited on page 26.)
- [19] Dutta, A., Gupta, A., and Zissermann, A. (2016). VGG image annotator (VIA). <http://www.robots.ox.ac.uk/vgg/software/via/>. Version: 2.0.8, Accessed: 2020-01-15. (Cited on page 67.)
- [20] Dutta, A. and Zisserman, A. (2019). The VIA annotation software for images, audio and video. In *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia, MM ’19, New York, NY, USA*. ACM. (Cited on page 67.)

- [21] Everingham, M., Eslami, S. A., Van Gool, L., Williams, C. K., Winn, J., and Zisserman, A. (2015). The pascal visual object classes challenge: A retrospective. *International journal of computer vision*, 111(1):98–136. (Cited on page 25.)
- [22] Everingham, M., Van Gool, L., Williams, C. K., Winn, J., and Zisserman, A. (2010). The pascal visual object classes (voc) challenge. *International journal of computer vision*, 88(2):303–338. (Cited on page 25.)
- [23] Felzenszwalb, P., McAllester, D., and Ramanan, D. (2008). A discriminatively trained, multiscale, deformable part model. In *2008 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 1–8. IEEE. (Cited on pages 16 and 32.)
- [24] Felzenszwalb, P. F., Girshick, R. B., and McAllester, D. (2010). Cascade object detection with deformable part models. In *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2241–2248. IEEE. (Cited on page 32.)
- [25] Felzenszwalb, P. F., Girshick, R. B., McAllester, D., and Ramanan, D. (2009). Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32(9):1627–1645. (Cited on pages 18, 22, and 32.)
- [26] Felzenszwalb, P. F., Girshick, R. B., McAllester, D., and Ramanan, D. (2010). Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(9):1627–1645. (Cited on pages 19 and 20.)
- [27] Fischler, M. A. and Elschlager, R. A. (1973). The representation and matching of pictorial structures. *IEEE Transactions on computers*, (1):67–92. (Cited on page 16.)
- [28] Freund, Y., Schapire, R., and Abe, N. (1999). A short introduction to boosting. *Journal-Japanese Society For Artificial Intelligence*, 14(771-780):1612. (Cited on page 31.)
- [29] Fu, C.-Y., Liu, W., Ranga, A., Tyagi, A., and Berg, A. C. (2017). Dssd: Deconvolutional single shot detector. *arXiv preprint arXiv:1701.06659*. (Cited on page 40.)
- [30] Gavrila, D. M. and Philomin, V. (1999). Real-time object detection for "smart" vehicles. In *Proceedings of the Seventh IEEE International*

- Conference on Computer Vision*, volume 1, pages 87–93. IEEE. (Cited on page 16.)
- [31] Geiger, A., Lenz, P., and Urtasun, R. (2012). Are we ready for autonomous driving? the kitti vision benchmark suite. In *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 3354–3361. IEEE. (Cited on page 26.)
- [32] Girshick, R. (2015). Fast r-cnn. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 1440–1448. (Cited on pages 34 and 35.)
- [33] Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., and Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 580–587. (Cited on page 34.)
- [34] Girshick, R. B. (2012). *From rigid templates to grammars: Object detection with structured models*. Citeseer. (Cited on page 32.)
- [35] Girshick, R. B., Felzenszwalb, P. F., and Mcallester, D. A. (2011). Object detection with grammar models. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 442–450. (Cited on page 32.)
- [36] Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>. (Cited on page 53.)
- [37] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., and Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. In *Advances in neural information processing systems*, pages 2672–2680. (Cited on page 88.)
- [38] Gupta, S., Hariharan, B., and Malik, J. (2015). Exploring person context and local scene context for object detection. *arXiv preprint arXiv:1511.08177*. (Cited on page 22.)
- [39] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2015). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 37(9):1904–1916. (Cited on pages 3, 34, 35, and 36.)
- [40] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 770–778. (Cited on page 44.)

- [41] Henderson, P. and Ferrari, V. (2016). End-to-end training of object class detectors for mean average precision. In *Asian Conference on Computer Vision*, pages 198–213. Springer. (Cited on page 23.)
- [42] Hosang, J., Benenson, R., Dollár, P., and Schiele, B. (2015). What makes for effective detection proposals? *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(4):814–830. (Cited on page 18.)
- [43] Hosang, J., Benenson, R., and Schiele, B. (2017). Learning non-maximum suppression. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 4507–4515. (Cited on page 23.)
- [44] Hu, H., Gu, J., Zhang, Z., Dai, J., and Wei, Y. (2018). Relation networks for object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 3588–3597. (Cited on page 22.)
- [45] Hwang, S., Park, J., Kim, N., Choi, Y., and Kweon, I. S. (2015). Multispectral pedestrian detection: Benchmark dataset and baseline. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2015, Boston, MA, USA, June 7-12, 2015*, pages 1037–1045. IEEE Computer Society. (Cited on page 48.)
- [46] Ioffe, S. and Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *arXiv preprint arXiv:1502.03167*. (Cited on page 38.)
- [47] Jiao, L., Zhang, F., Liu, F., Yang, S., Li, L., Feng, Z., and Qu, R. (2019). A survey of deep learning-based object detection. *CoRR*, abs/1907.09408. (Cited on pages 3, 15, and 33.)
- [48] Karras, T., Laine, S., Aittala, M., Hellsten, J., Lehtinen, J., and Aila, T. (2019). Analyzing and improving the image quality of StyleGAN. *CoRR*, abs/1912.04958. (Cited on page 89.)
- [49] Krasin, I., Duerig, T., Alldrin, N., Ferrari, V., Abu-El-Haija, S., Kuznetsova, A., Rom, H., Uijlings, J., Popov, S., Veit, A., et al. (2017). Openimages: A public dataset for large-scale multi-label and multi-class image classification. *Dataset available from https://github.com/openimages*, 2:3. (Cited on page 30.)

- [50] LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., et al. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324. (Cited on page 17.)
- [51] Leibe, B., Leonardis, A., and Schiele, B. (2008). Robust object detection with interleaved categorization and segmentation. *International journal of computer vision*, 77(1-3):259–289. (Cited on page 16.)
- [52] Li, J., Wei, Y., Liang, X., Dong, J., Xu, T., Feng, J., and Yan, S. (2016). Attentive contexts for object detection. *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(5):944–954. (Cited on page 21.)
- [53] Li, Z., Chen, Y., Yu, G., and Deng, Y. (2018). R-fcn++: Towards accurate region-based fully convolutional networks for object detection. In *Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*. (Cited on page 21.)
- [54] Lin, T.-Y., Dollár, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., and Belongie, S. (2017a). Feature pyramid networks for object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 2117–2125. (Cited on pages 19, 34, 36, and 44.)
- [55] Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., and Dollár, P. (2017b). Focal loss for dense object detection. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 2980–2988. (Cited on pages 24 and 41.)
- [56] Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., and Zitnick, C. L. (2014). Microsoft coco: Common objects in context. In *European conference on computer vision*, pages 740–755. Springer. (Cited on pages 3, 28, and 29.)
- [57] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., and Berg, A. C. (2016). Ssd: Single shot multibox detector. In *European conference on computer vision*, pages 21–37. Springer. (Cited on pages 18, 19, 34, and 39.)
- [58] Liu, Y., Wang, R., Shan, S., and Chen, X. (2018). Structure inference net: Object detection using scene-level context and instance-level relationships. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 6985–6994. (Cited on page 22.)

- [59] Long, J., Shelhamer, E., and Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 3431–3440. (Cited on page 17.)
- [60] Malisiewicz, T. (2011). *Exemplar-based representations for object detection, association and beyond*. Carnegie Mellon University. (Cited on page 18.)
- [61] Malisiewicz, T., Gupta, A., and Efros, A. (2011). Ensemble of exemplar-svms for object detection and beyond. (Cited on page 18.)
- [62] Mrowca, D., Rohrbach, M., Hoffman, J., Hu, R., Saenko, K., and Darrell, T. (2015). Spatial semantic regularisation for large scale object detection. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pages 2003–2011. (Cited on page 23.)
- [63] Pan, S. J. and Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10):1345–1359. (Cited on page 53.)
- [64] Papageorgiou, C. and Poggio, T. (2000). A trainable system for object detection. *International journal of computer vision*, 38(1):15–33. (Cited on page 24.)
- [65] Papageorgiou, C. P., Oren, M., and Poggio, T. (1998). A general framework for object detection. In *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No. 98CH36271)*, pages 555–562. IEEE. (Cited on page 23.)
- [66] Pentland, A., Moghaddam, B., Starner, T., et al. (1994). View-based and modular eigenspaces for face recognition. (Cited on page 16.)
- [67] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 779–788. (Cited on pages 3, 18, 21, 34, 37, and 38.)
- [68] Redmon, J. and Farhadi, A. (2017). Yolo9000: better, faster, stronger. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 7263–7271. (Cited on pages 18 and 38.)
- [69] Redmon, J. and Farhadi, A. (2018). Yolov3: An incremental improvement. *arXiv preprint arXiv:1804.02767*. (Cited on page 39.)

- [70] Ren, S., He, K., Girshick, R., and Sun, J. (2015). Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 91–99. (Cited on pages 18, 20, 34, and 36.)
- [71] Rothe, R., Guillaumin, M., and Van Gool, L. (2014). Non-maximum suppression for object detection by passing messages between windows. In *Asian conference on computer vision*, pages 290–306. Springer. (Cited on page 23.)
- [72] Rowley, H. A., Baluja, S., and Kanade, T. (1996). Human face detection in visual scenes. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 875–881. (Cited on page 23.)
- [73] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., et al. (2015). Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*, 115(3):211–252. (Cited on page 27.)
- [74] Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., and Klimov, O. (2017). Proximal policy optimization algorithms. *CoRR*, abs/1707.06347. (Cited on page 62.)
- [75] Sermanet, P., Eigen, D., Zhang, X., Mathieu, M., Fergus, R., and LeCun, Y. (2013). Overfeat: Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1312.6229*. (Cited on page 23.)
- [76] Song, Z., Chen, Q., Huang, Z., Hua, Y., and Yan, S. (2011). Contextualizing object detection and classification. In *CVPR 2011*, pages 1585–1592. IEEE. (Cited on page 22.)
- [77] Torralba, A. and Sinha, P. (2001). Detecting faces in impoverished images. Technical report, MASSACHUSETTS INST OF TECH CAMBRIDGE ARTIFICIAL INTELLIGENCE LAB. (Cited on page 21.)
- [78] Turk, M. and Pentland, A. (1991). Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 3(1):71–86. (Cited on page 16.)
- [79] Vaillant, R., Monrocq, C., and Le Cun, Y. (1994). Original approach for the localisation of objects in images. *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, 141(4):245–250. (Cited on page 17.)

- [80] Viola, P., Jones, M., et al. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *CVPR* (1), 1(511-518):3. (Cited on pages 23 and 31.)
- [81] Viola, P. and Jones, M. J. (2004). Robust real-time face detection. *International journal of computer vision*, 57(2):137–154. (Cited on pages 31 and 34.)
- [82] Wan, L., Eigen, D., and Fergus, R. (2015). End-to-end integration of a convolution network, deformable parts model and non-maximum suppression. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 851–859. (Cited on page 23.)
- [83] Wu, B. and Nevatia, R. (2005). Detection of multiple, partially occluded humans in a single image by bayesian combination of edgelet part detectors. In *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1*, volume 1, pages 90–97. IEEE. (Cited on page 16.)
- [84] Zhang, S., Benenson, R., and Schiele, B. (2017). Citypersons: A diverse dataset for pedestrian detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 3213–3221. (Cited on page 28.)
- [85] Zhang, S., Wen, L., Bian, X., Lei, Z., and Li, S. Z. (2018). Single-shot refinement neural network for object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 4203–4212. (Cited on page 19.)
- [86] Zhao, Q., Sheng, T., Wang, Y., Tang, Z., Chen, Y., Cai, L., and Ling, H. (2019). M2det: A single-shot object detector based on multi-level feature pyramid network. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 33, pages 9259–9266. (Cited on pages 3, 40, and 41.)
- [87] Zoph, B., Cubuk, E. D., Ghiasi, G., Lin, T., Shlens, J., and Le, Q. V. (2019). Learning data augmentation strategies for object detection. *CoRR*, abs/1906.11172. (Cited on pages 62 and 63.)
- [88] Zou, Z., Shi, Z., Guo, Y., and Ye, J. (2019). Object detection in 20 years: A survey. *CoRR*, abs/1905.05055. (Cited on pages 3, 15, 16, 17, 20, 21, 22, and 24.)