



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale
A.A. 2024/2025
Sessione di Laurea Novembre 2025

Ottimizzazione del processo di disassemblaggio delle batterie dei veicoli elettrici mediante reti neurali per il riconoscimento visivo

Relatori:

Prof. Maurizio Galetto
Prof.ssa Elisa Verna
Dr. Stefano Puttero

Candidato:

Matteo Mula

Indice

INDICE TABELLE	3
INDICE FIGURE	4
ABSTRACT	6
1 INTRODUZIONE	8
2 OBIETTIVI E METODOLOGIA	10
3 IL MERCATO MONDIALE DELLE BATTERIE DI VEICOLI ELETTRICI	13
3.1 PANORAMA GLOBALE ATTUALE DEL MERCATO DEI VEICOLI ELETTRICI	14
3.2 REGOLAMENTO EUROPEO 2023/1542	15
3.3 TECNICHE DI RICICLO DELLE BATTERIE DI VEICOLI ELETTRICI	16
3.3.1 <i>Tecnica Pirometallurgica</i>	19
3.3.2 <i>Tecnica Idrometallurgica</i>	20
3.4 DALL'USO AL FINE VITA: RICONVERSIONE DELLE BATTERIE PER UNA SECONDA VITA	21
3.4.1 <i>Cicli di vita della batteria</i>	22
3.5 PROGETTI ATTUALI NEL RICICLO DELLE BATTERIE DEI VEICOLI ELETTRICI	24
3.5.1 <i>CATL</i>	24
3.5.2 <i>Redwood Materials</i>	26
3.5.3 <i>Northvolt</i>	28
4 CARATTERISTICHE E STRUTTURA DI BATTERIE PER VEICOLI ELETTRICI	30
4.1 ANALISI E DESCRIZIONE DELL'INTERNO DELLE CELLE DELLE BATTERIE	30
4.1.1 <i>Rischi di sicurezza associati alle batterie</i>	34
4.2 ARCHITETTURA DELLE CELLE DELLE BATTERIE	36
4.2.1 <i>Cella cilindrica</i>	36
4.2.2 <i>Cella a sacchetto (pouch)</i>	38
4.2.3 <i>Cella prismatica</i>	39
4.2.4 <i>Confronto tra i modelli di cella</i>	40
4.3 ARCHITETTURA GERARCHICA DELLE BATTERIE	41
4.3.1 <i>Cell-to-Module-to-Pack</i>	41
4.3.2 <i>Cell-to-Pack</i>	44
5 PROCESSI DI DISASSEMBLAGGIO DELLE BATTERIE	46
5.1 UTILIZZO DEL DEEP LEARNING PER LE OPERAZIONI DI DISASSEMBLAGGIO DELLE BATTERIE DI VEICOLI ELETTRICI	46
5.2 IMPLEMENTAZIONE DI ROBOT COLLABORATIVI NEL PROCESSO DI DISASSEMBLAGGIO	48
5.2.1 <i>Vantaggi dei processi collaborativi</i>	48
5.2.2 <i>Svantaggi dei processi collaborativi</i>	49
5.3 SFIDE E OSTACOLI ALLA SCALABILITÀ DEI PROCESSI COLLABORATIVI	50
6 APPLICAZIONI DI RETI NEURALI PER IL RICONOSCIMENTO DI COMPONENTI DI BATTERIE DI EV	52
6.1 PREPARAZIONE DEL DATASET UTILIZZATO	52
6.1.1 <i>Preprocessing</i>	54
6.1.2 <i>Data Augmentation</i>	55
6.1.3 <i>Dataset creati</i>	56
6.2 TRAINING	57
6.3 TESTING E RISULTATI GENERALI	58
6.3.1 <i>Risultati dell'addestramento</i>	59
6.3.2 <i>Andamento complessivo dell'addestramento e risultati</i>	69
7 CONCLUSIONI	71
8 BIBLIOGRAFIA	73
ALLEGATO 1 – CODICE DELLA RETE NEURALE	76
ALLEGATO 2 – RISULTATI DELL'ADDESTRAMENTO	82

DATASET 1	82
50 Epoche	82
90 Epoche	83
150 Epoche.....	84
300 Epoche.....	85
DATASET 2.....	86
300 Epoche.....	86
600 Epoche.....	87
900 Epoche – Patience 300	88
DATASET 3.....	89
150 Epoche.....	89
300 Epoche.....	90
600 Epoche.....	91
DATASET 4.....	92
300 Epoche.....	92
900 Epoche.....	93
DATASET 5.....	94
150 Epoche.....	94
900 Epoche – Patience 300	95
1600 EPOCHE	96

Indice Tabelle

Tabella 1: Confronto caratteristiche Dataset	63
Tabella 2: Valori delle metriche per i training rispetto ai diversi Dataset	64

Indice Figure

Figura 1: Pacco batteria all'interno del veicolo elettrico [10].	14
Figura 2: Proiezioni della vendita di veicoli nei prossimi anni [2].	14
Figura 3: Supply Chain degli elementi del catodo [13].	15
Figura 4: Ciclo di produzione e vita di una batteria [12].	17
Figura 5: Macinato di cella ottenuto con processo meccanico [15].	18
Figura 6: Tecniche di riciclo delle batterie agli ioni di litio [16].	18
Figura 7: Tipico processo pirometallurgico per il riciclo di batterie al litio [17].	19
Figura 8: Processo di riciclo idrometallurgico [20].	21
Figura 9: Possibili utilizzi di una batteria nella sua seconda vita [11].	22
Figura 10: Criticità nella seconda vita delle batterie dei veicoli elettrici [11].	23
Figura 11: Processo di riciclaggio batterie CATL [24].	25
Figura 12: Statistiche riciclaggio CATL [24].	25
Figura 13: Proiezioni del mercato dell'energia [13].	26
Figura 14: Processo di riciclo delle batterie [13].	26
Figura 15: Proiezione domanda e offerta dei materiali che compongono un catodo [13].	27
Figura 16: Stabilimento Redwood Materials – Nevada [13].	27
Figura 17: Vita di una batteria secondo Northvolt [25].	28
Figura 18: Processo di riciclo di una batteria [25].	29
Figura 19: Tavola periodica degli elementi [27].	31
Figura 20: Schema del funzionamento di una cella agli ioni di litio [30].	32
Figura 21: Formazione di dendriti di litio all'interno di una LIB [32].	34
Figura 22: Nail Penetration Test [35].	36
Figura 23: Batterie cilindriche [37].	37
Figura 24: Interno di una cella cilindrica [38].	37
Figura 25: Aumento di volume delle batterie negli anni [36].	38
Figura 26: Cella a sacchetto [40].	38
Figura 27: Interno cella a sacchetto [41].	38
Figura 28: Cella prismatica [42].	39
Figura 29: Interno della cella prismatica [44].	40
Figura 30: Singolo modulo di una batteria Lucid [48].	42
Figura 31: Modello 3D di un pacco batteria Tesla [49].	43
Figura 32: Pacco batteria di un'auto Lucid [48].	43
Figura 33: Blade Battery di BYD montate in un pacco batteria [35].	44
Figura 34: Framework di un piano di disassemblaggio collaborativo uomo-macchina [55].	48
Figura 35: Immagine dal dataset utilizzato [5].	53
Figura 36: Opzioni di Preprocessamento del Dataset [5].	55
Figura 37: Opzioni di Data Augmentation del dataset [5].	56
Figura 38: Esempio di Underfitting e Overfitting.	58
Figura 39: Dataset 1 - 300 Epoche	60
Figura 40: Confusion Matrix Normalized Training Dataset 1 - 900 Epoche	61
Figura 41: Confusion Matrix Normalized Validation Dataset 1 - 900 Epoche	62
Figura 42: Confronto DFL Loss e CLS Loss tra Training e Validation - Dataset 1 - 900 Epoche	62
Figura 43: Confronto tra le loss DFL durante il training e la validazione	64
Figura 44: Confusion Matrix Normalized Validation - Dataset 2 - 1600 Epoche	65
Figura 45: Dataset 2 - 1600 Epoche	66
Figura 46: Confusion Matrix Normalized Training - Dataset 5 - 1600 Epoche	67

Figura 47: Confusion Matrix Normalized Validation - Dataset 5 - 1600 Epoche 67

Figura 48: Esempio di output di riconoscimento componenti..... 69

Figura 49: Confronto precisione tra i Dataset 70

Abstract

Tra le sfide attuali legate al mondo della tecnologia, ci sono sempre più investimenti per limitare l'inquinamento ambientale e l'utilizzo di risorse non rinnovabili. In questo quadro, i governi attuano strategie multiple che vanno dallo sviluppo e uso di tecniche di produzione meno inquinanti, al riciclo, al riuso e alla riduzione dell'inquinamento già presente. Tra queste, la transizione verso la mobilità elettrica rappresenta certamente uno degli obiettivi più significativi e del nostro tempo, perché coinvolge un cambiamento profondo in strumenti della nostra vita quotidiana. Tutto il processo di transizione verso un'economia più verde è supportato anche da una crescente sensibilità dei cittadini verso queste tematiche sia in vari aspetti della vita quotidiana che verso l'acquisto di veicoli ad alimentazione almeno in parte elettrica, che ha infatti subito negli ultimi anni una crescita esponenziale [1].

La presa di coscienza sempre più globale del problema ambientale ha portato ad una crescente spinta dei governi per lo sviluppo di soluzioni innovative e non dannose, con il sovvenzionamento della ricerca nel campo da parte di Università e Centri di Ricerca e lo stimolo degli investimenti da parte delle aziende del settore. Questo ha portato le batterie dei veicoli elettrici ad essere progressivamente più performanti, raggiungendo una crescente densità energetica e un maggiore livello di sicurezza. Questo permette di ottenere autonomie in costante aumento e tempi di ricarica sempre più brevi, che quindi rendono i veicoli elettrici validi concorrenti dei veicoli a carburante [2].

Accanto ai vantaggi, la transizione verde porta all'emergere di nuove problematiche, legate in particolare alla gestione del fine vita delle batterie, al loro riutilizzo e ai processi di riciclo dei materiali preziosi che le compongono. Allo stato attuale, infatti, le batterie sono principalmente costruite con materiali critici per il reperimento e anche per gli aspetti ambientali, situazione che crea quindi la necessità di trovare strategie di riciclo e riutilizzo delle batterie dei veicoli in maniera efficiente. Queste policy hanno come obiettivo soluzioni che permettano da una parte di recuperare una più alta percentuale di materiali e minerali per essere riciclati, e dall'altra di poter dare una seconda vita alle batterie con capacità inferiore agli standard necessari per essere utilizzati all'interno di veicoli, ma sufficiente per poter essere utilizzata in altri contesti, favorendo quindi un'economia circolare.

Il disassemblaggio delle batterie alla fine del ciclo operativo costituisce un fattore chiave per rendere l'elettrificazione sostenibile, e anche qui sono in crescita gli sforzi volti a trovare tecniche che permettano di abbattere sia i costi di smontaggio e separazione dei componenti per un efficace riciclo dei minerali puri che per poter separare le celle e i moduli dal gruppo principale per renderli utilizzabili per scopi diversi da quelli iniziali e quindi dare una nuova vita a queste componenti.

L'utilizzo di robot collaborativi, il cui funzionamento è basato sull'utilizzo di reti neurali, è una delle strategie più promettenti, che permette di allocare ai robot le operazioni di disassemblaggio che richiedono una maggiore precisione e le operazioni che beneficiano di un alto grado di standardizzazione del processo che riduce notevolmente i tempi in confronto allo svolgimento da parte di un operatore umano [3].

Il presente lavoro di tesi si pone l'obiettivo di fare un quadro generale delle strategie del fine vita delle batterie di veicoli elettrici, partendo da un'analisi di contesto del mercato mondiale dei veicoli elettrici, esplorando il funzionamento e le architetture delle batterie all'interno delle vetture e approfondendo le tecniche di riciclo e riutilizzo attualmente più utilizzate.

Inoltre, viene fatta un'analisi nell'ambito dell'utilizzo di robot collaborativi per il disassemblaggio e l'applicazione di reti neurali per il riconoscimento di componenti delle batterie.

1 Introduzione

Il crescente sforzo per la limitazione dell'inquinamento e lo sfruttamento di risorse naturali non rinnovabili comporta diverse sfide importanti e viene attuato mediante strategie multiple che vanno dallo sviluppo e uso di tecniche di produzione meno inquinanti, al riciclo, al riuso e alla riduzione dell'inquinamento già presente. Tra queste strategie, la transizione verso la mobilità elettrica rappresenta certamente una delle sfide più significative e affascinanti.

Accanto ai numerosi vantaggi ambientali e tecnologici, emergono tuttavia nuove sfide legate alla gestione del fine vita delle batterie, alla disponibilità dei materiali critici e alla sostenibilità dei processi produttivi. E' infatti chiaro che di fronte ad un rapido incremento della domanda di nuove batterie ci sia un aumento conseguente, sostanzialmente proporzionale, dei rifiuti derivanti da accumulatori esausti. Se non correttamente trattati, i rifiuti diventano un fattore importante di rischio ambientale. Oltre ai rifiuti, con la domanda di nuove batterie aumenta la richiesta di materiali critici come litio, cobalto e nichel, che solleva interrogativi sulle modalità di approvvigionamento di questi materiali e diventa importante sviluppare norme per la supervisione e il controllo delle pratiche di recupero e riciclo al fine di renderle sempre più efficienti e rispettose dell'ambiente.

Il quadro complessivo che ruota intorno alle batterie suggerisce fortemente l'importanza di promuovere la cosiddetta economia circolare, dove produzione, ciclo di vita e riuso/riciclo fanno parte di un ciclo. Questo tipo di economia può essere costruito mediante strategie che consentano sia di prolungare la vita utile dei materiali, riducendo la necessità di estrazione di nuove risorse, che di ridurre l'impatto ambientale complessivo del ciclo produttivo. Il riuso, in particolare, è la strategia che consente di continuare l'utilizzo di batterie che mantengono una funzionalità sufficiente per scopi diversi da quelli originari, dando così una sorta di "seconda vita" alle batterie. Il riciclo, quando le batterie non hanno più possibilità concrete di utilizzo, consente di recuperare materiali critici come litio, cobalto e manganese attraverso una serie di processi chimici e metallurgici di estrazione.

Il disassemblaggio delle batterie rappresenta una fase cruciale per la sostenibilità del processo di riciclo. Al fine di facilitare questo tipo di operazione, il potenziamento delle tecniche che si avvalgono di intelligenza artificiale con riconoscimento di immagini accresce l'interesse verso sistemi di riciclo nei quali l'adozione di robot collaborativi dotati di sistemi di visione artificiale può permettere di pervenire a cicli di riciclo più sicuri, rapidi e standardizzati, riducendo nel contempo i rischi per gli operatori umani grazie ad una manipolazione delle batterie più controllata e una riduzione dei costi complessivi di processo.

Il presente lavoro di tesi si sviluppa all'interno di questo contesto e ha come obiettivo quello di valutare il processo di apprendimento di un sistema di riconoscimento di immagini volto ad addestrare un sistema di cobot per il riconoscimento delle varie parti di una batteria. Lo smontaggio è una delle fasi iniziali di un ciclo di riciclo e la sua automatizzazione richiede l'adozione di metodologie che permettano di automatizzarne almeno alcune fasi sfruttando le potenzialità dell'automazione e dell'intelligenza artificiale nel supporto alle operazioni di disassemblaggio.

La tesi è articolata in quattro capitoli principali, ciascuno dei quali affronta un aspetto specifico del tema trattato.

Il primo capitolo illustra gli obiettivi e la metodologia adottata, descrivendo l'approccio seguito per la raccolta e l'analisi delle fonti, nonché le fasi sperimentali che hanno condotto allo sviluppo del modello di visione artificiale.

Il secondo capitolo analizza nel dettaglio il mercato mondiale delle batterie per veicoli elettrici, esaminando lo stato attuale del settore, le principali tendenze di crescita, il Regolamento Europeo 2023/1542 e le tecniche di riciclo oggi in uso, dalle metodologie pirometallurgiche a quelle idrometallurgiche. Il capitolo si conclude con la presentazione di alcuni progetti industriali di rilievo internazionale nel campo del riciclo, tra cui CATL, Redwood Materials e Northvolt.

Il terzo capitolo è dedicato alle caratteristiche strutturali e funzionali delle batterie per veicoli elettrici, con l'illustrazione di dettaglio della composizione interna delle celle, le principali tipologie costruttive (cilindrica, prismatica, pouch) e le diverse architetture gerarchiche (cell-to-module-to-pack e cell-to-pack), e la messa in evidenza di vantaggi, criticità e implicazioni per il disassemblaggio.

Il quarto e ultimo capitolo è dedicato al processo di apprendimento di un sistema neurale di riconoscimento delle immagini ai fini di costruire un processo di disassemblaggio mediante cobot e all'applicazione di reti neurali per il riconoscimento dei componenti delle batterie. Dopo un'analisi delle tecniche di deep learning e delle modalità di implementazione dei robot collaborativi, viene descritta la parte sperimentale della tesi, incentrata sull'addestramento di una rete YOLO (You Only Look Once) su un dataset di immagini di moduli batteria, con l'obiettivo di addestrare il sistema valutare l'efficacia dell'intelligenza artificiale nel supportare le operazioni di smontaggio e identificazione automatica dei componenti.

L'obiettivo finale del lavoro è quello di fornire un contributo alla comprensione delle problematiche legate al fine vita delle batterie dei veicoli elettrici e di dimostrare come le tecniche di visione artificiale e apprendimento automatico possano rappresentare strumenti efficaci per migliorare l'efficienza, la sicurezza e la sostenibilità dei processi di disassemblaggio, promuovendo un modello di economia circolare realmente applicabile al settore della mobilità elettrica.

2 Obiettivi e Metodologia

Il passaggio da auto con motori termici a vetture con solo motori elettrici o anche solo a vetture ibride, incrementa la domanda di batterie per alimentare i veicoli che cresce di pari passo con l'aumento dei veicoli con alimentazione elettrica. Insieme alla domanda di nuove batterie, aumenta di conseguenza anche la necessità di occuparsi delle batterie esauste che, una volta giunte a fine vita, possono costituire un notevole rischio ambientale se non smaltite in maniera corretta. Ad oggi, la maggior parte delle batterie ricaricabili per automotive sono costruite con una tecnologia a base di ioni di litio, che garantiscono al momento la migliore affidabilità, la maggiore capacità e la migliore potenza. La domanda di litio da utilizzare all'interno delle batterie cresce anch'essa con notevole slancio.

Gli investimenti strategici sia sul piano normativo che su quello operativo messi in campo dai governi nell'ambito dell'elettrificazione della mobilità, e in generale per tutti i sistemi che usano batterie, hanno come obiettivo un'economia circolare che accompagni le batterie in un percorso controllato e affidabile dalle fasi di produzione alle fasi finali di smontaggio e recupero volte al riutilizzo di quanto è stato recuperato. Vengono poi messe in atto ulteriori strategie come il riuso che permettono di dare una seconda vita alle batterie che sono ancora in condizioni sufficientemente buone per un utilizzo efficiente in applicazioni differenti da quella originaria come, ad esempio, come accumulatori di energia.

Questo lavoro di tesi si inserisce in questo contesto e si pone tre obiettivi principali: 1) fare un'analisi critica della letteratura, per poter avere una buona descrizione del contesto e del mercato odierno dei veicoli elettrici ma anche delle varie tecniche di riciclo e riutilizzo, 2) lo studio delle caratteristiche strutturali e funzionali delle batterie, con l'obiettivo di canalizzare le diverse architetture che guidano la costruzione delle batterie destinate ai veicoli elettrici e 3) l'allenamento di un modello di intelligenza artificiale per il riconoscimento di immagini di batterie per l'individuazione dei componenti, come viti, bulloni, cavi etc., in vista di un successivo utilizzo come base per addestramento di robot collaborativi nello smontaggio delle batterie a fine vita.

Il *primo obiettivo* la raccolta e la discussione dei contributi più significativi relativi al mercato delle batterie per veicoli elettrici, alle tecniche di riciclo e riutilizzo oggi in fase di sviluppo e messa in opera, e fare una panoramica delle strategie operative all'interno dei principali progetti industriali e accademici a livello globale. A tal fine, sono stati raccolti numerosi studi sul riciclo delle batterie e sulle tecniche di estrazione dei metalli preziosi contenuti negli elettrodi. Il processo di recupero spesso è complesso e richiede l'adozione di processi chimici, pirometallurgici e idrometallurgici la cui complessità dipende anche dalla costruzione della batteria.

È stato utilizzato principalmente il database scientifico *Scopus* e la piattaforma online *Statista*, accessibili tramite le risorse elettroniche nella piattaforma del *Politecnico di Torino*, per analizzare articoli di rivista e di conferenza e statistiche di mercato, utili per comprendere a pieno il mercato automotive e il mondo del riciclo delle batterie. Inoltre, è stata svolta un'approfondita ricerca nei siti internet delle principali organizzazioni e aziende del settore a livello mondiale per trovare progetti all'avanguardia nell'ambito del riciclo e riutilizzo delle batterie.

Il *secondo obiettivo* della tesi è di illustrare il funzionamento e le varie tipologie di batterie presenti sul mercato. Sono state quindi descritte in dettaglio l'architettura delle celle e dei moduli, le principali tipologie costruttive, i materiali coinvolti e i vincoli di sicurezza. Questa parte ha l'obiettivo di fornire

le basi teoriche per comprendere le difficoltà operative legate al disassemblaggio e alle strategie di riconoscimento dei componenti.

Questo lavoro si è basato sull'esame di fonti bibliografiche e documentazione tecnica fornita da case automobilistiche e produttori di celle, oltre che ad articoli scientifici accessibili dal database *Scopus*. Nell'approccio al tema sono stati privilegiati sia la descrizione dettagliata degli aspetti ingegneristici che dei vincoli progettuali, al fine di individuare le criticità specifiche del disassemblaggio sia manuale che automatico [4].

Per l'analisi delle informazioni presenti nella letteratura tecnico scientifica al riguardo è stato adottato il metodo PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*). Questo metodo, riconosciuto a livello internazionale, riguarda la conduzione di revisioni sistematiche della letteratura. Il metodo consiste in una serie di fasi, chiamate identificazione, selezione, eleggibilità e inclusione, che sono finalizzate a fornire un metodo condiviso per la trasparenza, la riproducibilità e il rigore scientifico utile a chi opera nella raccolta e nell'analisi delle fonti. L'utilizzo del metodo PRISMA ha permesso di selezionare in modo coerente e oggettivo gli studi più rilevanti sul tema del riciclo, del riuso e del disassemblaggio delle batterie per veicoli elettrici, costituendo così una base solida per l'elaborazione dei capitoli successivi.

Per la selezione della letteratura scientifica oggetto di analisi sono state utilizzate diverse query di ricerca, con l'obiettivo di ottenere una panoramica il più possibile ampia e rappresentativa degli studi presenti nel database. In una prima fase è stato adottato un approccio esplorativo basato su interrogazioni di carattere generale volte a intercettare il maggior numero possibile di contributi pertinenti al tema del disassemblaggio e del riciclo delle batterie. Per le ricerche successive sono state utilizzate invece query sempre più specifiche che hanno permesso di restringere notevolmente il campo di ricerca.

Tra le principali stringhe di ricerca impiegate vi sono, ad esempio, *TITLE-ABS-KEY (disassembly AND of AND lithium AND batteries)*, che ha restituito 268 risultati, *TITLE-ABS-KEY (robot AND disassembly AND electric AND vehicles)*, con 62 risultati, e *TITLE-ABS-KEY (robot AND assisted AND disassembly AND for AND the AND recycling AND of AND electric AND vehicle AND batteries)*, che ha prodotto 4 risultati. Questa metodologia ha consentito di delineare una prima mappatura della letteratura disponibile, individuando i principali ambiti di ricerca, le tendenze emergenti e le aree di maggiore interesse da approfondire nelle fasi successive dell'analisi sistematica.

Il cuore innovativo della tesi è rappresentato dal *terzo obiettivo*, ovvero dall'applicazione di tecniche di visione artificiale per il riconoscimento dei componenti delle batterie. A tale scopo sono stati analizzati diversi dataset pubblici presenti sul sito web Roboflow [5] per trovarne uno che avesse le caratteristiche idonee all'addestramento di una rete neurale per il riconoscimento dei componenti delle batterie. La rete neurale scelta si basa sull'architettura *YOLO (You Only Look Once)* [6], opportunamente adattata per il compito di object detection in contesto industriale. L'addestramento della rete è stato condotto su piattaforma cloud (*Google Colab*), sfruttando GPU per ottimizzare tempi e prestazioni [7].

Le fasi sperimentali hanno incluso: preparazione e annotazione del dataset, suddivisione in *training* e *test set*, configurazione del modello, esecuzione dell'addestramento e monitoraggio delle metriche di accuratezza.

La metodologia complessiva ha previsto una continua interazione tra la fase di analisi bibliografica e quella sperimentale. I risultati della review scientifica sono serviti da guida nella scelta della tipologia di batteria su cui basarsi nella parte sperimentale della tesi, permettendo di individuare in quale fase del disassemblaggio inserire il riconoscimento visivo, mentre l'esperienza pratica di addestramento della rete ha consentito di riflettere in maniera critica sulle potenzialità e sui limiti dell'intelligenza artificiale nel supporto al disassemblaggio delle batterie.

3 Il mercato mondiale delle batterie di Veicoli Elettrici

Il mercato automotive ha subito una profonda trasformazione negli ultimi decenni, trainato principalmente dall'esigenza di ridurre le emissioni inquinanti e grazie alla realizzazione di batterie sempre più performanti che, aumentando le autonomie delle vetture elettriche le rendevano più attrattive per i potenziali acquirenti.

A partire dai primi anni 2000, i principali produttori di automobili hanno iniziato a riconoscere il potenziale dell'elettrificazione dei propri parchi auto, supportati anche da incentivi e politiche governative volte a favorire la transizione energetica. I primi passi sono stati compiuti con lo sviluppo dei veicoli ibridi, caratterizzati dalla presenza di un motore a combustione interna e di uno o più motori elettrici capaci di fornire supporto soprattutto nelle fasi di accelerazione. Case automobilistiche diverse hanno scelto strategie ingegneristiche differenti nella meccanica delle proprie auto, ma in tutte le strategie implementate la sinergia tra motori termici ed elettrici ha portato ad un incremento delle prestazioni e a una riduzione dei consumi.

La transizione ovviamente è stata graduale perché il passaggio da motori termici a motori elettrici non può essere immediato. Per questo motivo, nel mercato sono apparse progressivamente diverse soluzioni intermedie. Tra queste, possiamo ricordare innanzitutto i veicoli mild-hybrid. Questi veicoli sono veicoli dotati di una batteria la cui capacità è ridotta rispetto a quella di un veicolo interamente elettrico, ma essendo in grado di recuperare energia dalle fasi di decelerazione possono lavorare in modo sinergico con il motore termico e portare ad una maggiore efficienza di guida e minori consumi grazie a un efficace supporto in fase di accelerazione, pur non avendo un'autonomia rilevante per poter viaggiare solo in modalità elettrica.

Successivamente si sono affermati i veicoli plug-in hybrid electric vehicles (PHEV), che dispongono rispetto ai precedenti di una batteria di maggiore capacità che è solo parzialmente ricaricabile mediante recupero di energia in fase di accelerazione e richiede quindi una ricarica tramite collegamento diretto alla rete elettrica. Questi veicoli possono operare in due modalità principali: la *charge-depleting mode*, ovvero in modalità completamente elettrica sfruttando la batteria, e la *charge-sustaining mode*, in cui il motore a combustione interna viene utilizzato per mantenere l'alimentazione.

Una ulteriore variante è rappresentata dagli extended range electric vehicles (EREV), una tipologia di PHEV dotata di batterie più capienti, che consente di percorrere distanze superiori in modalità puramente elettrica prima che sia necessario l'intervento del motore termico [8] o della ricarica diretta dalla rete elettrica.

In parallelo con queste tipologie ibride che continuano a mantenere un motore elettrico indispensabile al funzionamento della vettura, sono stati sviluppati e commercializzati i battery electric vehicles (BEV), che sono quindi dotati solo di motore elettrico e rappresentano l'obiettivo ultimo e la forma più avanzata di elettrificazione. Questi veicoli utilizzano esclusivamente la batteria come fonte di energia, senza alcun motore a combustione interna, e non possono quindi operare in modalità di mantenimento della carica. I BEV offrono numerosi vantaggi, come una maggiore stabilità dovuta alla distribuzione uniforme del peso, il minor costo dell'energia elettrica rispetto ai carburanti tradizionali e la possibilità di ridurre quasi a zero i costi di rifornimento se abbinati a impianti di produzione energetica da fonti rinnovabili, ad esempio i pannelli solari [9].

La maggior attenzione con questi veicoli è dedicata alla costruzione di batterie che abbiano maggiore capacità e permettano quindi di garantire una maggiore autonomia dei veicoli tra una carica e l'altra. Un esempio di veicolo elettrico è mostrato nella Figura 1, dove è rappresentato un modello tridimensionale che mostra la posizione dei motori e del pacco batteria all'interno di un veicolo elettrico.

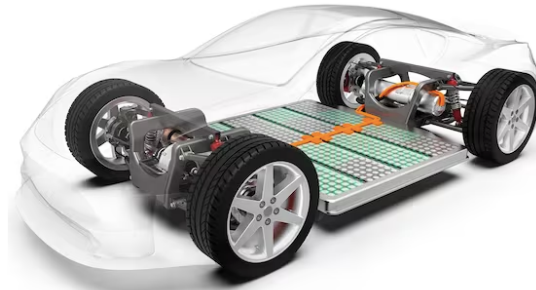


Figura 1: Pacco batteria all'interno del veicolo elettrico [10].

Nel seguito del capitolo verrà analizzato il mercato mondiale dei veicoli elettrici, con una descrizione delle preferenze dei consumatori e dei prodotti delle aziende che hanno ottenuto una maggiore fetta di mercato. Verrà inoltre fatta una panoramica delle tecniche di riciclo delle batterie e del loro utilizzo in una seconda vita al fine di valutare l'impatto del disassemblaggio e un'analisi dei principali progetti presenti al momento sul mercato in questo contesto.

3.1 Panorama globale attuale del mercato dei veicoli elettrici

Nel settore automotive, le proiezioni sul mercato dei veicoli elettrici indicano che le vendite annuali dovrebbero superare le 20 milioni di unità e raggiungere il 35% della fetta di mercato entro il 2030 [11]. In Figura 2 è illustrata, per gli Stati Uniti, la Germania e il Regno Unito le risposte date dalla popolazione quando gli è stato richiesto la tipologia di automobile avrebbero comprato nei prossimi anni. [2]

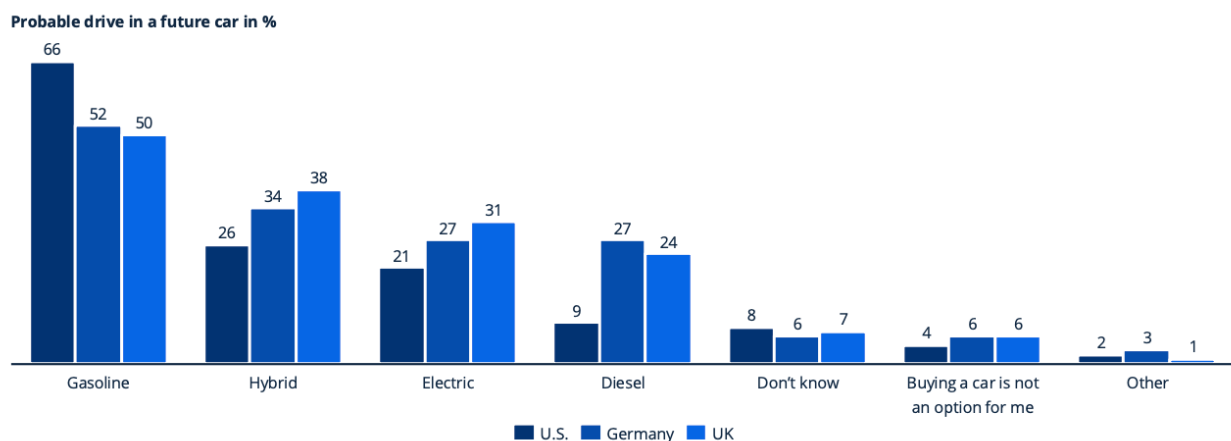


Figura 2: Proiezioni della vendita di veicoli nei prossimi anni [2].

Al momento, circa il 59% dei veicoli elettrici si trova in Cina, tuttavia, statisticamente il possesso di veicoli elettrici per numero di abitanti rimane basso in quella regione. Infatti, per 1000 abitanti in Cina circa 226 utilizzano un'automobile elettrica, indicando un forte margine di miglioramento, soprattutto paragonata ad altri paesi come la Corea del Sud, in cui la statistica è di circa 485 abitanti su 1000 e il Giappone con 661 [12].

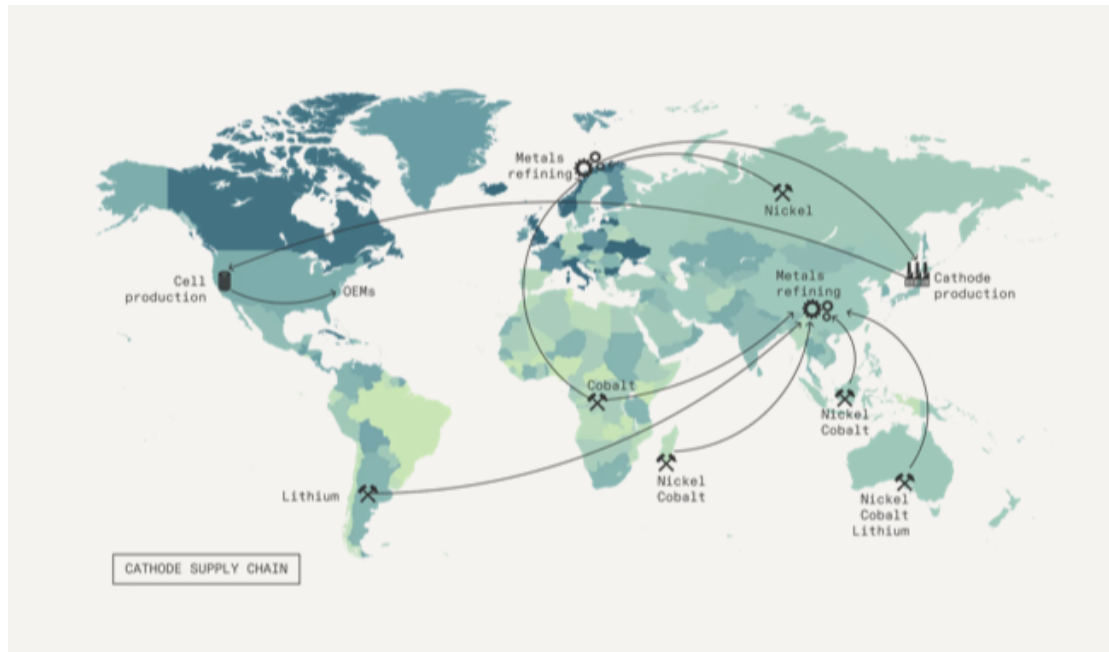


Figura 3: Supply Chain degli elementi del catodo [13].

3.2 Regolamento Europeo 2023/1542

La continua crescita delle vendite di veicoli e sistemi che utilizzano un modo crescente batterie ricaricabili ha generato nel tempo la necessità di regolamentare tutto il ciclo di vita delle batterie, dalla loro produzione alle strategie per riuso o riciclo alla fine della loro vita utile. Già dal 2006 la comunità europea aveva adottato un regolamento al riguardo, la Direttiva 2006/66/CE. Questa normativa è stata recentemente sostituita dal Regolamento europeo 2023/1542 [14], approvato il 12 luglio 2023. Scopo di questo nuovo regolamento è inserire norme comuni volte a limitare il più possibile l'impronta carbonio, meno sostanze nocive e più attenzione al riciclo e al recupero dei materiali critici, nell'ottica anche di un'economia circolare sempre più valorizzata.

Uno degli elementi centrali della norma è che si applica a tutti i tipi di batterie, da quelle portatili, a quelle per veicoli elettrici, industriali, fino alle biciclette elettriche e ai monopattini, o ancora quelle usate per l'avviamento e l'illuminazione dei veicoli. Ogni batteria dovrà rispettare requisiti precisi in termini di prestazioni, sicurezza e impatto ambientale, e dovrà essere accompagnata da informazioni chiare sull'etichetta. In particolare, la norma prevede l'utilizzo di un codice QR o di un passaporto digitale, obbligatorio per le batterie industriali e per veicoli elettrici, che consente di tenere traccia del percorso delle batterie dalla fabbricazione fino allo smaltimento.

Di particolare interesse è l'attenzione che il regolamento pone nella responsabilizzazione dei produttori delle batterie, che devono fra le altre cose affrontare anche i temi dei rischi sociali e ambientali che sono legati anche "all'approvvigionamento, alla lavorazione e al commercio" delle materie prime. Non possiamo infatti dimenticare che spesso queste materie prime vedono come principali produttori Paesi poveri nei quali non c'è per i lavoratori lo stesso tipo di controllo e di protezione che abbiamo in Europa.

Il regolamento stabilisce anche obiettivi specifici di recupero per vari metalli essenziali, come litio, cobalto, rame, piombo e nichel, al fine poi di garantirne il riutilizzo nella fase di costruzione di nuove batterie con percentuali che crescono nel tempo. Ad esempio, la raccolta delle batterie portatili dovrà raggiungere almeno il 63% entro il 2027 e arrivare al 73% entro il 2030. Partendo da queste percentuali, le nuove batterie dovranno possedere un livello minimo di percentuali di elementi fondamentali, come Litio, Nickel, Cobalto e Piombo, ricavati dal riciclo di celle esauste, con percentuali che dipendono non solo dal tipo di batteria ma anche dall'andamento del mercato, perché il regolamento prevede esplicitamente la possibilità di revisione degli obiettivi a seconda dell'evoluzione delle richieste.

Al fine di rendere la norma attuabile in modo efficace, il regolamento la responsabilizzazione di ogni Stato membro dell'UE, che viene incaricato dell'organizzazione di controlli adeguati e di sanzionare chi non rispettasse gli obblighi previsti al fine di dissuadere l'utilizzo di pratiche scorrette. [14].

3.3 Tecniche di riciclo delle batterie di Veicoli Elettrici

Le batterie dei Veicoli Elettrici hanno una durata media tipica che varia tra gli 8 e i 15 anni. Infatti, scese al di sotto dell'80% della capacità iniziale non sono più considerate idonee all'utilizzo all'interno dei veicoli [11]. Per questo motivo, la grande crescita nell'elettrificazione delle automobili rappresenta un problema sempre più rilevante da affrontare.

Favorire un'economia circolare rappresenta una delle soluzioni migliori, grazie alla riduzione degli sprechi e dell'impatto ambientale causato dall'estrazione dei minerali necessari.

Il riciclo permette il recupero della maggior parte dei materiali utilizzati, mentre il riutilizzo permette di dare una seconda vita al pacco batteria, che nel momento in cui non risultano più idonee all'utilizzo nell'ambito automotive conservano ancora circa l'80% della propria capacità iniziale. Questa capacità residua, nonostante non sia più sufficiente a soddisfare il fabbisogno di un veicolo, è decisamente abbondante se applicato ad altri contesti, come ad esempio lo stoccaggio di energia.

In Figura 4 viene illustrato l'intero ciclo di vita di una batteria utilizzata in ambito automotive.

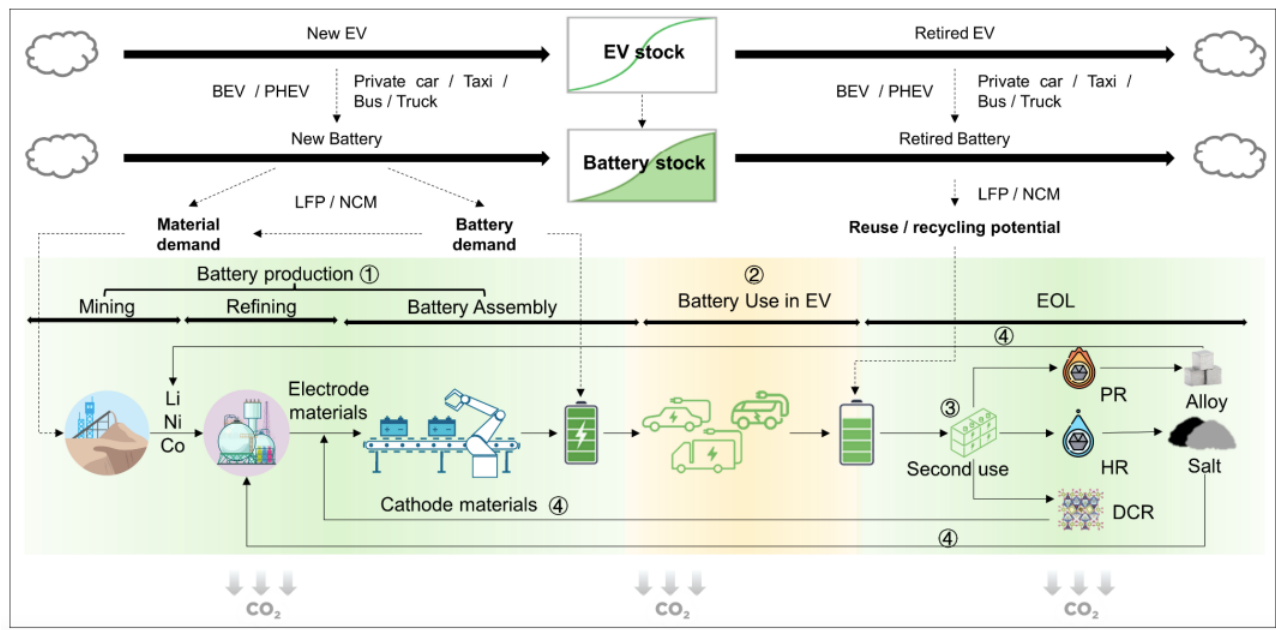


Figura 4: Ciclo di produzione e vita di una batteria [12].

Le batterie delle vetture elettriche, prima di essere riciclate, hanno bisogno di una fase di pretrattamento. Il primo passo è eliminare la carica residua delle batterie esauste, in quanto questa rappresenta un potenziale rischio di sicurezza, in particolare per incendi e scoppi, a causa dei solventi infiammabili presenti nell'elettrolita. Vengono inoltre separati tutti quei componenti che non fanno strettamente parte delle celle della batteria, come ad esempio bus-bars e schede elettroniche, che una volta rimosse aumentano il rendimento del processo di riciclo e la purezza dei materiali estratti [15].

Questo processo può essere svolto sia in maniera manuale che meccanica.

Da una parte il processo manuale permette una maggiore precisione nella classificazione dei componenti della cella, richiedendo però una maggiore complessità dal punto di vista logistico. Infatti, il processo manuale è molto lento e costoso a causa delle numerose risorse necessarie per disassemblare numerose batterie in breve tempo.

Il processo meccanico, invece, è più veloce ma meno preciso. Tuttavia, risulta il processo maggiormente utilizzato in ambito industriale grazie al forte abbattimento dei costi dovuta alla standardizzazione del processo.



Figura 5: Macinato di cella ottenuto con processo meccanico [15].

Esistono diverse tecniche per il riciclo delle batterie agli ioni di litio, ciascuna caratterizzata da specifici principi operativi, da livelli di maturità tecnologica e impatti ambientali differenti. In Figura 6 è riportata una classificazione delle principali metodologie attualmente impiegate a livello industriale per il recupero dei materiali contenuti nelle batterie esauste. Le tecniche oggi più diffuse e consolidate sono la pirometallurgia e la idrometallurgia, che costituiscono le basi della maggior parte dei processi industriali di riciclo.

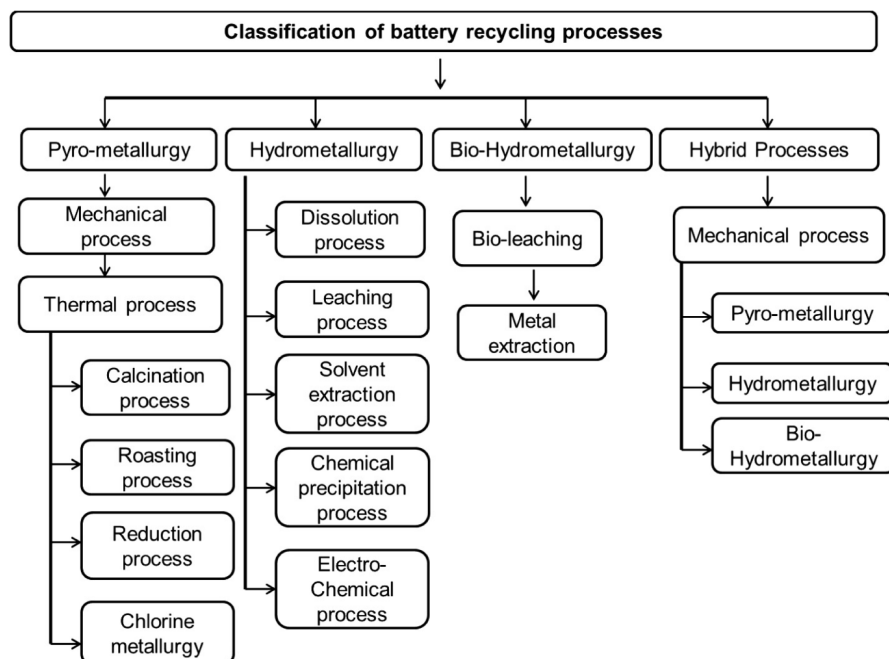


Figura 6: Tecniche di riciclo delle batterie agli ioni di litio [16].

La pirometallurgia si fonda sull'utilizzo di elevate temperature per la fusione e la separazione dei metalli presenti negli elettrodi, consentendo di ottenere leghe metalliche o ossidi che vengono successivamente raffinati. Tale approccio presenta il vantaggio di essere un processo rapido, stabile e applicabile a grandi volumi di materiale eterogeneo. Tuttavia, comporta un consumo energetico molto elevato e la produzione di gas serra e scorie difficili da trattare, riducendo la sua sostenibilità complessiva.

La idrometallurgia, al contrario, sfrutta processi di dissoluzione chimica a bassa temperatura per estrarre selettivamente i metalli dalle polveri catodiche mediante l'utilizzo di acidi forti o organici. Essa permette di ottenere prodotti ad alta purezza, come carbonati o solfati di litio e cobalto, con una riduzione significativa delle emissioni dirette. Nonostante ciò, la complessità delle fasi di separazione e purificazione, insieme alla gestione dei reflui acidi, rappresentano ancora punti critici dal punto di vista ambientale ed economico.

Oltre a queste due tecniche principali, sono in fase di sviluppo metodi alternativi come ad esempio la bio-idrometallurgia. Questa si basa sull'impiego di microrganismi in grado di favorire la dissoluzione dei metalli attraverso reazioni di ossidazione o riduzione biologica, configurandosi come una delle tecniche più promettenti per il futuro grazie al suo potenziale basso impatto ambientale.

3.3.1 Tecnica Pirometallurgica

La tecnica pirometallurgica consiste nell'utilizzo di alte temperature per l'estrazione di materiali preziosi, quali nichel, cobalto e rame, dalle batterie durante la fase di riciclo.

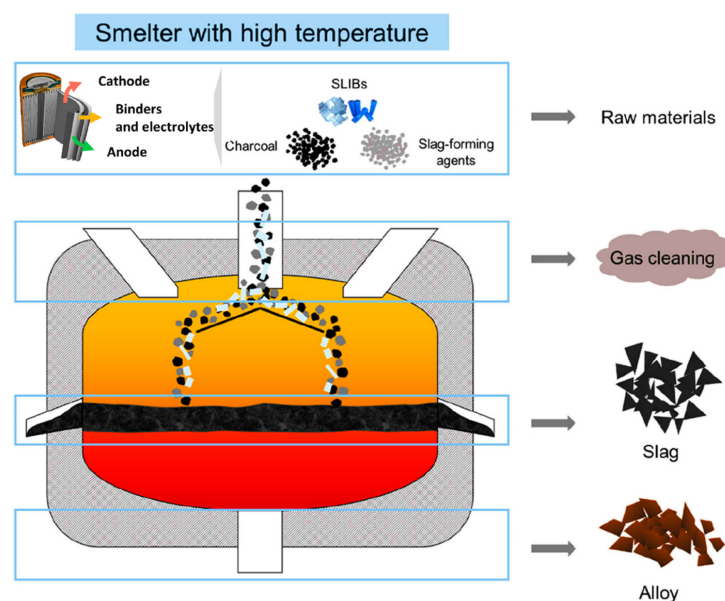


Figura 7: Tipico processo pirometallurgico per il riciclo di batterie al litio [17].

Questo processo è uno dei più utilizzati a livello industriale per il recupero dei metalli preziosi, grazie al basso costo necessario per utilizzarlo, alla velocità del processo e i bassi requisiti di attrezzatura necessari, ma è tuttavia caratterizzato da un'efficienza ridotta e permette di ottenere una bassa purezza dei materiali estratti.

Attraverso questo processo, infatti, è possibile ottenere soltanto leghe metalliche e non materiali puri, richiedendo quindi un'ulteriore lavorazione successiva per separare le leghe.

La tecnica pirometallurgica è una delle tecniche di riciclo delle batterie più utilizzata. Questa tecnica consiste nella fusione della batteria a temperature superiori ai 1000 °C all'interno di forni [17].

La procedura consiste quindi in una fusione ad alta temperatura che si sviluppa in due fasi. Nella prima, le batterie agli ioni di litio vengono bruciate in un impianto di fusione: in questo modo i composti vengono scomposti e i materiali organici, come plastiche e separatori, vengono inceneriti. Successivamente, grazie alla riduzione del carbonio, si formano nuove leghe metalliche [18].

Durante il processo si attuano diverse reazioni chimiche che trasformano i vari componenti in leghe metalliche contenenti cobalto, scorie e gas di scarto. Il processo prevede poi la separazione delle leghe per recuperare i metalli puri, ma si dimostra particolarmente efficiente solo nell'estrazione di metalli costosi come cobalto, nichel e rame. Al contrario, l'anodo, l'elettrolita e le plastiche vengono ossidati, fornendo energia per sostenere la procedura. Questa tecnica risulta applicabile, ad esempio, alle batterie al litio-manganese ossido e al litio-ferro fosfato [19].

3.3.2 Tecnica Idrometallurgica

Il metodo idrometallurgico per il riciclo delle batterie agli ioni di litio rappresenta una delle strategie più promettenti per il recupero di metalli ad alto valore aggiunto come litio, cobalto e nichel, grazie alla sua elevata efficienza di estrazione e alla possibilità di ottenere prodotti con un grado di purezza molto elevato, compreso tra il 95,9% e il 99,9% [20].

Tale tecnica si basa su una sequenza di operazioni che comprendono la lisciviazione, la purificazione, la separazione e il recupero dei metalli disciolti. Nella fase di lisciviazione, i componenti metallici della batteria esausta vengono disciolti mediante l'uso di acidi forti, quali acido solforico, cloridrico o nitrico, spesso in presenza di agenti riducenti come il perossido di idrogeno, che favoriscono la dissoluzione dei metalli dalle polveri catodiche. Tuttavia, l'impiego di tali reagenti comporta un elevato impatto ambientale dovuto alla produzione e al trattamento dei reflui acidi.

Negli ultimi anni sono stati condotti numerosi studi per ridurre tale impatto mediante l'impiego di acidi organici biodegradabili. Questi composti permettono di ottenere un processo più sostenibile sotto il profilo ecologico, mantenendo al contempo buoni livelli di efficienza di lisciviazione, con valori che possono raggiungere il 90–100% per i metalli più critici [20].

Sotto il profilo tecnico, il metodo idrometallurgico presenta indubbi vantaggi legati alla maggiore efficienza di recupero dei metalli e alla possibilità di operare a basse temperature (40–95 °C), riducendo così i rischi di decomposizione dei materiali e di emissioni nocive. Tuttavia, esso richiede operazioni di separazione e purificazione particolarmente complesse e un elevato grado di controllo dei parametri chimici, fattori che rendono difficoltosa la sua applicazione su scala industriale. Inoltre, la necessità di separare preventivamente i materiali anodici e catodici per limitare il consumo di acido rappresenta ancora una sfida significativa per l'automazione del processo.

Di seguito in Figura 8 una rappresentazione schematica del processo di riciclo idrometallurgico.

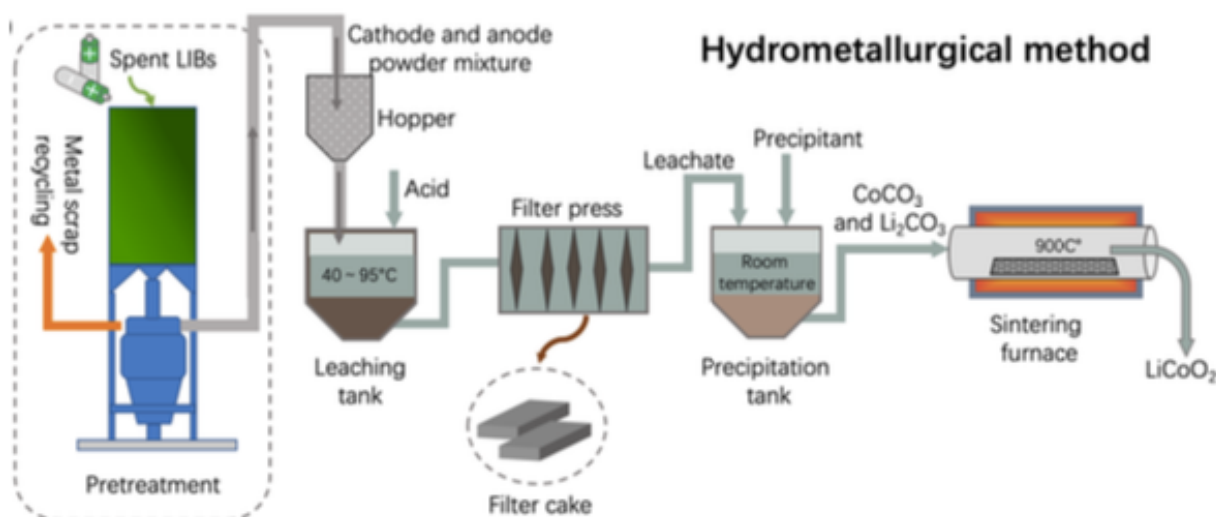


Figura 8: Processo di riciclo idrometallurgico [20]

I metodi idrometallurgici sono più adatti al trattamento delle batterie al nichel-manganese-cobalto (NMC), poiché permettono di separare diversi metalli presenti contemporaneamente. Questo approccio sfrutta la chimica in soluzione acquosa per il recupero dei materiali: i metalli vengono estratti tramite lisciviazione, quindi sottoposti a fasi di concentrazione e purificazione.

Rispetto ai metodi pirometallurgici, le tecniche idrometallurgiche richiedono meno energia. Tuttavia, necessitano di grandi quantità di reagenti chimici e comportano la necessità di un trattamento delle acque di scarto dopo il processo [21].

3.4 Dall'uso al fine vita: Riconversione delle batterie per una seconda vita

Oltre al riciclo delle batterie, un'altra ottima soluzione per la promozione di un'economia circolare è il riutilizzo delle batterie in altri contesti in cui le caratteristiche residue sono sufficienti.

Inoltre, il riutilizzo delle batterie rappresenta una soluzione strategica per la gestione sostenibile delle risorse e per la promozione di un modello energetico più efficiente. Le batterie dismesse dai veicoli elettrici, pur non essendo più idonee all'impiego automobilistico, conservano spesso una capacità residua sufficiente per essere impiegate in applicazioni di stoccaggio energetico stazionario, come sistemi di accumulo per reti elettriche o impianti fotovoltaici.

Questa pratica costituisce un'alternativa economicamente vantaggiosa rispetto alla produzione di nuovi sistemi di accumulo e contribuisce in modo significativo alla riduzione dei rifiuti industriali. Inoltre, il riuso delle batterie si allinea pienamente con le linee guida e gli obiettivi di sviluppo sostenibile delle Nazioni Unite per il 2030, promuovendo un utilizzo più responsabile delle risorse e favorendo la transizione verso un'economia circolare e a basse emissioni. [22].

3.4.1 Cicli di vita della batteria

Le batterie dei veicoli elettrici hanno enorme capacità, dovuta al fatto che hanno la necessità di erogare potenza per un lungo periodo di tempo e per dare all'auto un'autonomia maggiore possibile. Le batterie Tesla, infatti, possono raggiungere fino ai 100 kWh di capacità, che può offrire un'autonomia di oltre 700 km [23].

Con la naturale usura della batteria la capacità diminuisce, riducendo le performance che è in grado di erogare. Quando le performance non sono più adeguate all'utilizzo in un veicolo, ovvero tipicamente quando la capacità residua scende al di sotto dell'80% della capacità iniziale, la batteria viene sostituita, e di quella rimossa viene valutato lo stato. Nel caso in cui la batteria non sia danneggiata, questa può essere riutilizzata per altre applicazioni, come l'accumulo di energia o l'utilizzo in altri sistemi [11].

Queste due fasi vengono comunemente chiamate "fasi di vita" delle batterie.

Nella prima vita, le batterie vengono utilizzate per lo scopo per le quali sono state prodotte, mentre nella seconda vita, se lo stato lo permette, vengono riutilizzate per altri scopi o altrimenti verranno riciclate.

In Figura 9 sono rappresentati alcuni dei possibili utilizzi delle batterie di veicoli elettrici in una loro seconda vita [11].

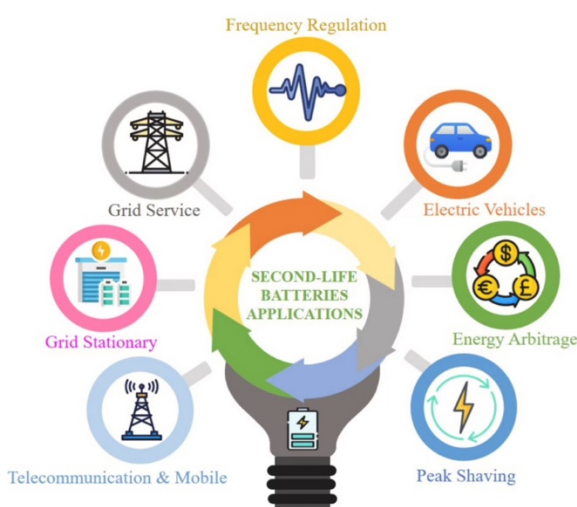


Figura 9: Possibili utilizzi di una batteria nella sua seconda vita [11].

Nell'ambito *Telecomunicazione e Mobile* le batterie possono essere utilizzate in vari modi, come ad esempio come alimentazione per piccole stazioni ibride, antenne cellulari o piccole reti elettriche. Dopo la fase iniziale di utilizzo all'interno dei veicoli, in cui la richiesta di potenza erogata è molto elevata, rimane una capacità residua sufficiente nella batteria per poter svolgere ruoli meno esigenti dal punto di vista delle sue prestazioni. L'applicazione di una batteria in questi contesti garantisce continuità energetica in contesti in cui possono esserci blackout frequenti.

La batteria è in questo modo in grado di fornire energia elettrica anche in contesti sanitari, come ad esempio gli ospedali. Di norma, gli ospedali utilizzano grossi motori diesel che si accendono e forniscono energia in caso discontinuità elettriche, ma le batterie rappresentano una valida alternativa a questi motori potendo fornire energia per numerose ore in maniera maggiormente economica.

Nella tecnica del *Peak Load Shaving*, una batteria può essere utilizzata per accumulare energia durante le ore di basso consumo energetico, per poi restituire energia alla rete nei momenti di alta domanda, per poter così ridurre la produzione di energia richiesta e abbattere i costi di produzione.

Sempre in questo frangente, un utilizzo estremamente profittevole delle batterie sarebbe quella dell'*Energy Arbitrage*, ovvero di usarle come accumulatori di energia elettrica che si caricano durante le fasce orarie in cui la corrente elettrica costa di meno, per poi restituire la corrente alla rete elettrica nei momenti in cui la corrente ha un costo più elevato.

Uno studio prova che l'utilizzo di una batteria come accumulatore energetico può ridurre i costi dell'80% rispetto ad una nuova batteria, aumentandone inoltre la vita utile da 8-10 anni fino a 16, migliorando drasticamente la stabilità della rete elettrica grazie alla riserva di energia fornita nei momenti critici.

Risulta chiaro quindi che l'utilità di una batteria va ben oltre l'utilizzo primario all'interno di un veicolo elettrico, in quanto esistono numerosi campi di applicazione in cui la capacità residua della batteria può essere messa a frutto, abbattendo i costi e allungandone notevolmente la vita utile.

Esistono però delle criticità da tenere in considerazione nell'usare queste batterie.

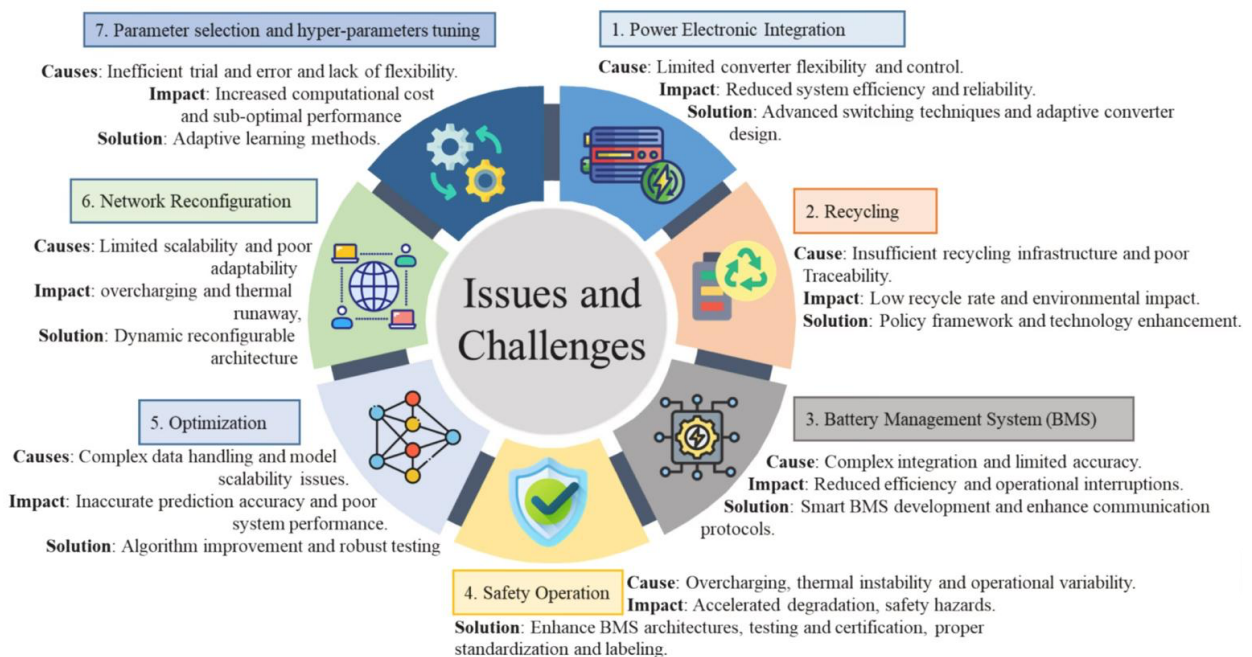


Figura 10: Criticità nella seconda vita delle batterie dei veicoli elettrici [11].

Un esempio può essere il fatto che le batterie, una volta giunte alla fine della loro prima vita, hanno uno stato di salute sconosciuto, che dipende dallo stato delle celle, dall'utilizzo che è stato fatto e da fattori interni ed esterni. Ciò porta le batterie, anche tra gli stessi modelli, ad essere in grado di erogare potenze diverse e ad essere inaffidabili a causa dell'incognita dello stato di salute.

Per compensare questa criticità sarebbe essenziale disporre dell'utilizzo di convertitori di potenza, in grado di eliminare le discrepanze tra le potenze erogabili delle batterie utilizzate.

È inoltre fondamentale fare in modo che le batterie abbiano un BMS (Battery Management System), il computer che monitora lo stato della batteria, abbiano un sistema di controllo dello stato di salute (SoH – State of Health) della batteria, così da sapere esattamente che tipo di prestazioni è in grado di erogare e le condizioni della batteria a fine della sua prima vita.

3.5 Progetti attuali nel riciclo delle batterie dei veicoli elettrici

Dopo aver analizzato il mercato mondiale delle batterie e il quadro normativo che ne regola la gestione a fine vita, è opportuno soffermarsi sulle iniziative industriali già avviate in questo settore. La crescita della mobilità elettrica ha infatti stimolato non soltanto la ricerca di soluzioni tecnologiche più efficienti, ma anche la nascita di un vero e proprio mercato dedicato al riciclo e al riutilizzo delle batterie.

La necessità di sviluppare non solo strategie ma veri e propri processi industriali dedicati al recupero ha spinto numerose imprese già esistenti ad ampliare il proprio portafoglio di attività includendo quelle relative al recupero dei materiali. Al contempo, ha portato alla nascita di nuove realtà imprenditoriali la cui attività è interamente o principalmente dedicata al riciclo delle batterie. Questa spinta rende chiaramente questo mercato un settore dinamico e in rapida espansione con una efficace convergenza di aspetti economici, ambientali e strategici.

In questo sottocapitolo verranno analizzati alcuni dei progetti più significativi attualmente operativi a livello globale. L'analisi pone particolare attenzione alle iniziative europee, considerate di interesse strategico alla luce delle recenti politiche comunitarie in materia di economia circolare, e mette in evidenza gli elementi comuni dei processi di riciclo, i volumi trattati e le prospettive di crescita del settore in relazione alla diffusione sempre più capillare dei veicoli elettrici.

3.5.1 CATL

Contemporary Amperex Technology Co. Limited (CATL) è un'azienda cinese fondata nel 2011 con sede a Ningde (Fujian). L'azienda è la leader mondiale nella produzione di batterie agli ioni di litio, con una fetta di mercato del 37% a livello mondiale e 40% del mercato cinese [24].

Uno degli obiettivi di CATL è quello di sviluppare una catena del valore sostenibile delle batterie, potenziando la branca aziendale di riciclo delle batterie e recupero dei materiali catodici. Questo

viene effettuato attraverso la sua filiale Brunp, azienda incentrata interamente nel riciclo delle batterie a fine vita e al recupero dei metalli preziosi contenuti nel catodo. L'azienda riceve mediamente

Il flusso di processo attuato da CATL è illustrato in Figura 11, in cui si evince che partendo dalla progettazione della batteria, l'azienda si impegna a seguire la vita della batteria da vicino, offrendo servizi di recupero delle batterie difettose e monitoraggio costante dei dati. Le batterie a fine vita sono valutate in seguito da Brunp, che separa le batterie in base al loro stato per poi decidere se destinarle a una seconda vita come accumulatori di energia o se indirizzarle al riciclo per l'estrazione dei materiali preziosi.

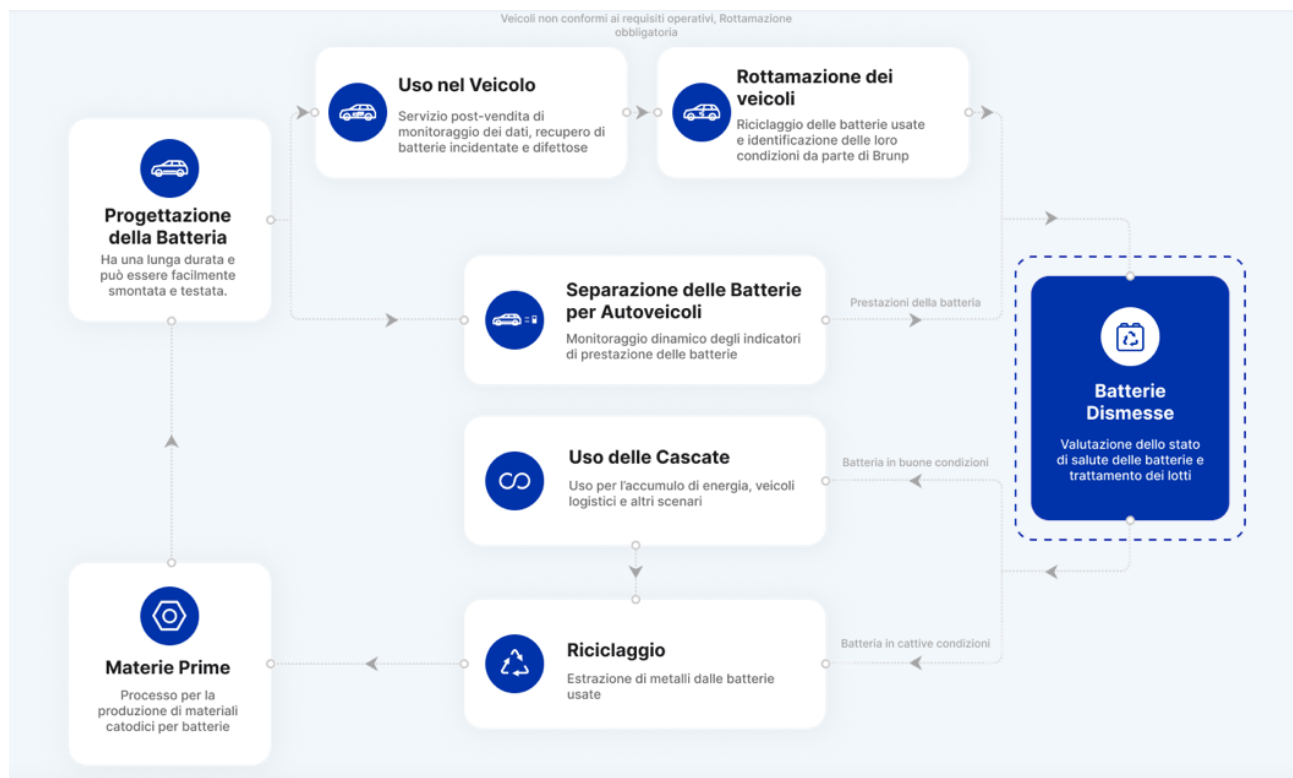


Figura 11: Processo di riciclaggio batterie CATL [24].

Le materie prime vengono quindi riutilizzate in batterie di nuova fabbricazione, di cui CATL ha una capacità di recupero del 99.3%, un tasso estremamente elevato anche rispetto agli altri progetti analizzati in questa tesi.



Figura 12: Statistiche riciclaggio CATL [24]

3.5.2 Redwood Materials

Redwood Materials è un'azienda americana fondata nel 2007 da J. B. Straubel con sede in Nevada, Stati Uniti. L'azienda è specializzata nel riciclo di batterie agli ioni di litio, al fine di riutilizzare i materiali ricavati in nuove batterie per veicoli elettrici o micromobilità.



Figura 13: Proiezioni del mercato dell'energia [13].

Dalle proiezioni del mercato dell'energia presenti sul sito web di Redwood Materials [13], ci si aspetta una crescita della domanda di energia in Nord America tra il 35% e il 50% entro il 2040.

Inoltre, il 12% della domanda potrebbe essere data dai Data Center, le infrastrutture IT necessarie per immagazzinare ed elaborare i dati di grosse banche dati di enti o aziende.

Nel settore dell'energia, quindi, i data center costituiscono un ulteriore incentivo per investire in tecniche di riciclo e riutilizzo di batterie, e dei metalli preziosi contenuti in esse.

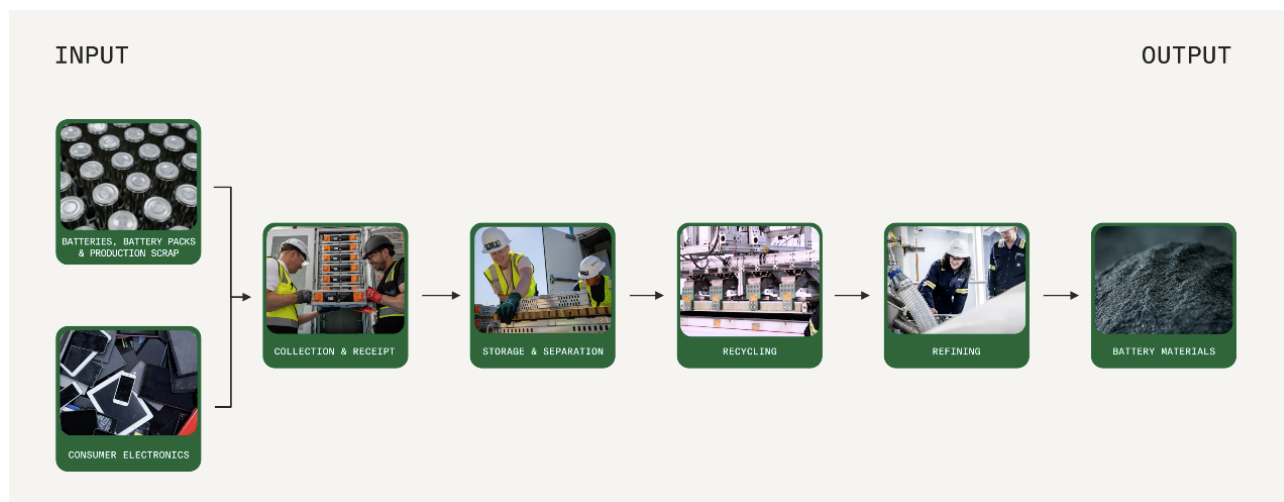


Figura 14: Processo di riciclo delle batterie [13]

Il processo di riciclo delle batterie effettuato da Redwood Materials è diviso in diverse fasi.

Inizialmente le batterie vengono raccolte e classificate. Attualmente l'azienda riceve circa l'equivalente di 20 GWh di batterie di veicoli elettrici, o circa 250 mila pacchi batteria. Successivamente si passa alla parte di riciclo della batteria e al raffinamento dei materiali ottenuti per un nuovo utilizzo.

L'azienda sostiene che grazie al loro processo di riciclo, sono in grado di recuperare fino al 95% dei componenti essenziali costituenti una batteria, e che il loro obiettivo sia di produrre un quantitativo di materiali per batterie tali da soddisfare 1 milione di veicoli elettrici, o un totale di circa 100 GWh.

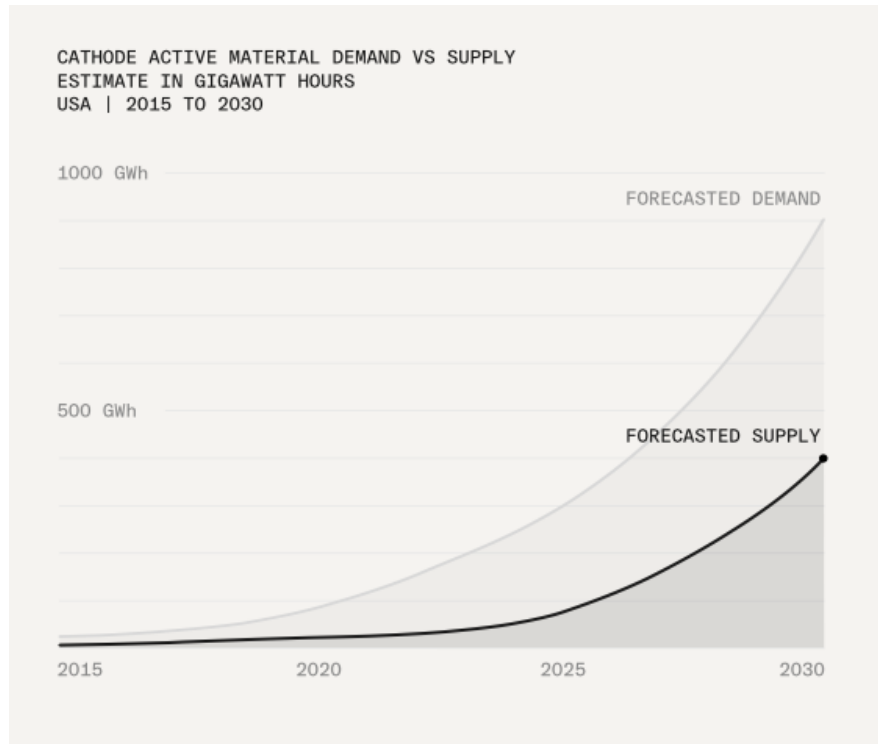


Figura 15: Proiezione domanda e offerta dei materiali che compongono un catodo [13].

La crescente elettrificazione del settore automotive porta un aumento della domanda dei materiali costituenti il catodo della batteria (la parte che immagazzina gli ioni di litio quando la batteria è carica, formando ossidi di litio con i metalli preziosi contenuti in essa). Dalle proiezioni, come mostrato in Figura 15, la domanda di metalli preziosi al 2025 supera di gran lunga l'offerta disponibile, e questo divario aumenterà in maniera crescente nei prossimi anni, rendendo necessario il recupero e riciclo dalle batterie esauste oltre all'estrazione in miniera.

Di seguito in Figura 16 due foto dello stabilimento di riciclo di Redwood Materials in Nevada (USA).



Figura 16: Stabilimento Redwood Materials – Nevada [13].

3.5.3 Northvolt

Northvolt è una società di capitali con sede in Svezia fondata nel 2015. L'azienda è stata una delle principali aziende europee nel settore di riciclo e produzione di batterie di veicoli elettrici, salvo poi fallire a marzo 2025 a causa di cattiva gestione dell'espansione e di qualità delle batterie prodotte non soddisfacente. Nonostante questo, l'azienda ha una notevole capacità di riciclo delle batterie.

Da quanto dichiarato nel proprio sito, Northvolt è in grado di recuperare fino al 95% dei materiali attivi delle batterie. In Figura 17 è illustrato il ciclo di vita dei materiali secondo Northvolt. Dopo l'approvvigionamento dei materiali, la batteria viene prodotta partendo dagli elettrodi, i componenti principali della batteria, per poi passare all'assemblaggio degli elettrodi con tutti gli altri componenti, come il BMS e i sistemi di raffreddamento. In seguito, la batteria inizia la sua prima vita, venendo utilizzata all'interno di un veicolo elettrico.



Figura 17: Vita di una batteria secondo Northvolt [25].

Una volta che la batteria giunge al termine del suo ciclo di vita, viene effettuata una valutazione accurata del suo stato per determinarne la possibilità di un secondo utilizzo. Se le sue prestazioni non risultano più adeguate ai requisiti funzionali richiesti, la batteria viene avviata al processo di riciclo.

La prima fase è quella di recupero (*collection*), che prevede la raccolta e il trasporto in sicurezza delle batterie esauste verso gli impianti di trattamento. Successivamente, nella fase di scaricamento (*discharging*), la batteria viene completamente scaricata per eliminare eventuali residui di energia, garantendo la sicurezza delle operazioni successive.

Segue la fase di disassemblaggio (*dismantling*), durante la quale la batteria viene smontata nei suoi principali componenti — moduli, cablaggi, plastica e involucri in alluminio — per consentire un primo livello di separazione dei materiali.

Nella fase distruttiva e di selezione (*crushing & sorting*), i materiali vengono frantumati e suddivisi in base alla loro natura (metalli, plastica, alluminio, polveri nere), permettendo di indirizzare ciascun flusso verso il trattamento più appropriato. Infine, attraverso il processo idrometallurgico (*hydromet*), si procede all'estrazione e al recupero dei metalli preziosi come litio, nichel, manganese e cobalto, che possono così essere reintrodotti nel ciclo produttivo per la realizzazione di nuove batterie.

Questo insieme di operazioni, sintetizzato in Figura 18, consente di ridurre in modo significativo la quantità di rifiuti destinati allo smaltimento e di promuovere un utilizzo più efficiente e sostenibile delle risorse.

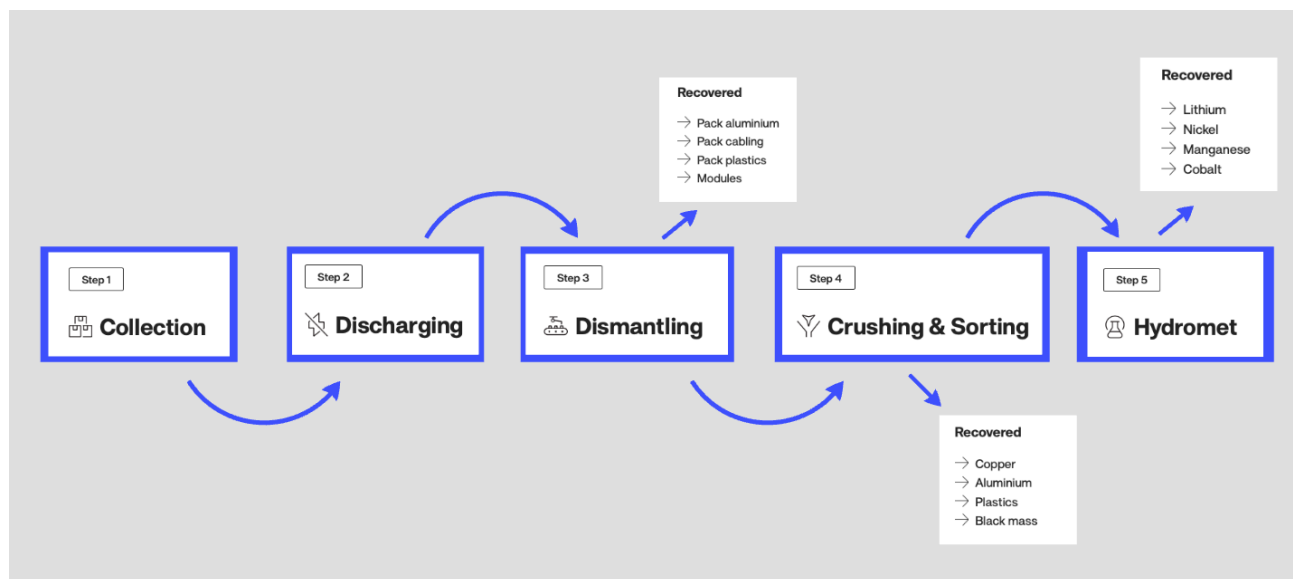


Figura 18: Processo di riciclo di una batteria [25].

4 Caratteristiche e struttura di Batterie per Veicoli Elettrici

Prima di inquadrare nello specifico il disassemblaggio di batterie di veicoli elettrici è importante conoscerne i vari componenti e le varie strutture presenti sul mercato. Questo passo è necessario perché il processo di sviluppo di batterie adatte a diverse possibili soluzioni ha portato ad una grande varietà di modelli e, di conseguenza, ad una notevole versatilità delle celle disponibili. Questo è un'opportunità per i costruttori di Veicoli Elettrici che hanno la possibilità di disegnare lo spazio di inserimento del pacco batteria, e quindi il pacco batteria stesso, nella maniera più adatta al veicolo, minimizzando lo spazio occupato e mantenendo il target per la potenza desiderata.

In questo capitolo verrà analizzato il funzionamento interno della cella di una batteria agli ioni di litio (LIBs – Lithium Ion Batteries), la tipologia di batteria più utilizzata grazie alle eccezionali proprietà elettrochimiche del litio, la grande capacità energetica e la mancanza dell'“effetto memoria”, ovvero la perdita di capacità causata da cicli di carica o scarica parziale [11].

Questo è fondamentale per comprendere alcune delle sfide che queste comportano in ambiti come sicurezza e densità energetica.

Inoltre, verranno anche descritte le varie tipologie di celle maggiormente presenti sul mercato e come vengono collegate all'interno del pacco batteria. Infine, verrà fornita un'analisi dei rischi intrinseci dell'utilizzo delle batterie, e di conseguenza le sfide che questi portano al disassemblaggio delle batterie.

4.1 Analisi e descrizione dell'interno delle celle delle batterie

L'unità fondamentale di un sistema batteria è la singola cella, dalla quale partiremo per comprendere il funzionamento complessivo di un pacco batterie di un veicolo elettrico. All'interno della cella si verifica un processo elettrochimico reversibile che ha come effetto di produrre energia elettrica e di immagazzinarla sotto forma di potenziale elettrico. Il processo di accumulo e rilascio di energia avviene attraverso l'accumulo e il rilascio di ioni, nella maggior parte dei casi ioni di litio, tra gli elettrodi per il tramite dell'elettrolita, il tutto racchiuso in una struttura compatta e sigillata [26].

Il litio è un metallo alcalino appartenente al primo gruppo della tavola periodica (Figura 19) e si distingue per essere l'elemento solido più leggero in natura. Le caratteristiche che rendono questo elemento di particolare interesse sono la sua bassa densità e l'elevato potenziale elettrochimico, insieme all'affinità chimica con altri elementi utilizzati per la fabbricazione degli elettrodi, come carbonio o silicio, che rendono queste combinazioni ione/elettrodo in grado di immagazzinare e rilasciare grandi quantità di energia in rapporto al peso della batteria.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1 H Idrogeno																	2 He Elio
3 Li Litio	4 Be Berillio											5 B Boro	6 C Carbonio	7 N Azoto	8 O Ossigeno	9 F Fluoro	10 Ne Neon
11 Na Sodio	12 Mg Magnesio											13 Al Alluminio	14 Si Silicio	15 P Fosforo	16 S Zolfo	17 Cl Cloro	18 Ar Argon
19 K Potassio	20 Ca Calcio	21 Sc Scandio	22 Ti Titanio	23 V Vanadio	24 Cr Cromo	25 Mn Manganese	26 Fe Ferro	27 Co Cobalto	28 Ni Nichel	29 Cu Rame	30 Zn Zinco	31 Ga Gallio	32 Ge Germanio	33 As Arsenico	34 Se Selenio	35 Br Bromo	36 Kr Krypton
37 Rb Rubidio	38 Sr Stronzio	39 Y Ittrio	40 Zr Zirconio	41 Nb Niobio	42 Mo Molibdeno	43 Tc Tecnecio	44 Ru Rutenio	45 Rh Rodio	46 Pd Palladio	47 Ag Argento	48 Cd Cadmio	49 In Indio	50 Sn Stagno	51 Sb Antimonio	52 Te Tellurio	53 I Iodio	54 Xe Xenon
55 Cs Cesio	56 Ba Bario	57 La Lantanio	72 Hf Hafnio	73 Ta Tantalio	74 W Tungsteno	75 Re Renio	76 Os Osmio	77 Ir Iridio	78 Pt Platino	79 Au Oro	80 Hg Mercurio	81 Tl Tallio	82 Pb Piombo	83 Bi Bismuto	84 Po Polonio	85 At Astatina	86 Rn Radon
87 Fr Francio	88 Ra Radio	89 Ac Attinio	104 Rf Rutherfordio	105 Db Dubnio	106 Sg Seaborgio	107 Bh Bohrio	108 Hs Hassio	109 Mt Meitnerio	110 Ds Darmstadtio	111 Rg Roentgenio	112 Cn Copernicio	113 Nh Nihonio	114 Fl Flerovio	115 Mc Moscovio	116 Lv Livermorio	117 Ts Tennessio	118 Og Oganesson
TAVOLA PERIODICA DEGLI ELEMENTI ZANICHELLI © 2025 / Colophon		58 Ce Cerio	59 Pr Praseodimio	60 Nd Neodimio	61 Pm Prometio	62 Sm Samario	63 Eu Europio	64 Gd Gadolinio	65 Tb Terbio	66 Dy Disprosio	67 Ho Holmio	68 Er Erbio	69 Tm Terzio	70 Yb Itrbio	71 Lu Lutezio		
		90 Th Torio	91 Pa Protattinio	92 U Uranio	93 Np Nettunio	94 Pu Plutonio	95 Am Americio	96 Cm Curio	97 Bk Berkelio	98 Cf Californio	99 Es Einsteinio	100 Fm Fermio	101 Md Mendelevio	102 No Nobelio	103 Lr Lawrencio		

Figura 19: Tavola periodica degli elementi [27].

Un'altra caratteristica interessante del litio è il potenziale di riduzione più basso, caratteristica che consente alle batterie che lo utilizzano di raggiungere valori elevati di potenziale di cella. Inoltre, essendo il terzo elemento più leggero della tavola periodica, il litio si trova in forma di ione monovalente con il raggio ionico più piccolo. Questi aspetti conferiscono alle batterie al litio una notevole capacità sia gravimetrica che volumetrica, oltre a un'elevata densità di potenza.

Una cella elettrolitica, come quella che costituisce una batteria, è costituita da due elettrodi, denominati anodo e catodo.

L'anodo, il primo dei due elettrodi del sistema, è generalmente realizzato in grafite grazie alla capacità di questo materiale di immagazzinare gli ioni di litio nella propria struttura atomica durante la fase di carica della cella. Attualmente sono in corso delle ricerche volte a sviluppare l'anodo in silicio, vista la sua elevata capacità energetica specifica e la capacità di accumulo di ioni Li [28].

Il catodo è il secondo dei due elettrodi, è composto da diversi materiali a seconda delle caratteristiche desiderate. I materiali più comuni utilizzati sono Nickel (Ni), Manganese (Mn) e Cobalto (Co). Questi metalli formano un ossido con il litio durante la fase di scarica della cella.

L'elettrolita è la parte della batteria che permette il passaggio di ioni tra anodo e catodo. L'elettrolita può essere liquido o gelatinoso in grado di far passare gli ioni di litio da un elettrodo all'altro. Nel caso delle batterie al litio è importante che l'elettrolita sia anche capace di creare e/o mantenere un'interfaccia isolante per gli elettroni, il cui percorso per raggiungere il polo positivo della batteria passa attraverso il circuito esterno, alimentando quindi il dispositivo di carico o il dispositivo [29]. È importante inoltre che, durante il funzionamento della batteria, l'elettrolita non subisca variazioni chimiche.

Un ultimo elemento di particolare importanza nella costruzione di una batteria sicura è il separatore. Si tratta di una membrana permeabile che evita il contatto diretto tra l'anodo e il catodo impedendo cortocircuiti, ovvero il passaggio incontrollato di elettroni tra i due poli della batteria. Questo passaggio diretto di cariche, il cortocircuito, costituisce infatti uno dei rischi principali delle batterie in quanto causa un incontrollato aumento della temperatura della cella fino a scatenare fuochi o esplosioni. Proprio per questo aspetto, la manipolazione delle batterie al litio sia in generale che nella fase di dismissione deve essere fatta prestando particolare attenzione ad evitare cortocircuiti anche sul circuito esterno [30].

Il funzionamento della cella può essere descritto con due fasi: la carica e la scarica. Quando la batteria è collegata a una fonte di energia esterna, come un caricabatterie o un alternatore in una vettura, si innesca la fase di carica. In questa fase, l'energia fornita dalla differenza di potenziale tra gli elettrodi spinge gli ioni di litio a uscire dal catodo e a viaggiare attraverso l'elettrolita e il separatore permeabile fino all'anodo, dove si inseriscono e si accumulano tra gli strati di grafite. Nel frattempo, gli elettroni, che, come abbiamo detto prima non, possono attraversare direttamente l'elettrolita per la presenza di un'interfaccia isolante, si muovono nel circuito esterno per raggiungere anch'essi l'anodo. In questo modo, l'energia viene immagazzinata sotto forma di differenza chimica tra i due elettrodi.

Quando la batteria viene utilizzata per alimentare un dispositivo, avviene la scarica. Gli ioni di litio lasciano l'anodo e tornano verso il catodo, passando di nuovo attraverso l'elettrolita e il separatore. Contemporaneamente, gli elettroni si muovono nel circuito esterno in direzione opposta rispetto alla carica, generando così la corrente elettrica che alimenta il dispositivo. Gli ioni e gli elettroni si ricongiungono infine al catodo, reintegrandosi nella sua struttura. Questo processo nelle batterie al litio è altamente reversibile perché le variazioni strutturali indotte dal ciclo carica-scarica sugli elettrodi sono ridotte, caratteristica che rende le batterie agli ioni di litio particolarmente efficienti e adatte a numerosi cicli di utilizzo.

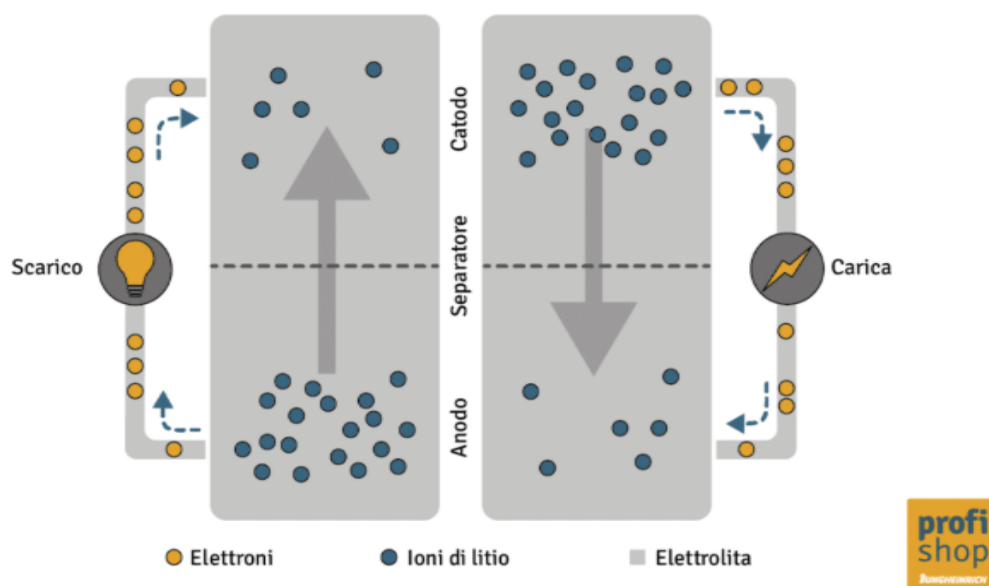


Figura 20: Schema del funzionamento di una cella agli ioni di litio [30].

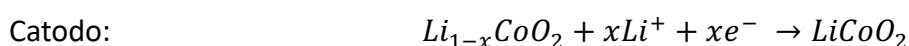
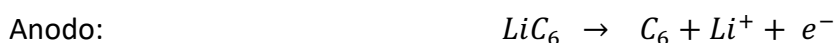
Il ciclo di carica e scarica delle batterie viene illustrato schematicamente in Figura 20. A sinistra è rappresentata la fase di scarica della batteria: gli elettroni partono dall'anodo, attraversano il circuito esterno alla batteria alimentando il dispositivo a cui sono collegate e finiscono il loro percorso nel catodo; contemporaneamente, gli ioni di litio, positivamente carichi, migrano dall'anodo al catodo all'interno della cella elettrolitica che costituisce la batteria, passando attraverso l'elettrolita e la membrana permeabile di separazione.

Il processo inverso avviene invece nella fase di carica, a destra nella figura, nella quale attraverso l'applicazione di una differenza di potenziale esterna gli elettroni vengono forzati a passare dal catodo all'anodo attraverso il circuito esterno, mentre gli ioni di litio tornano anch'essi all'anodo, attraversando la cella elettrolitica, per equilibrare la carica all'interno della cella stessa. Questi

passaggi di corrente non possono avvenire se non quando il circuito esterno è chiuso, cosa che permette alle batterie al litio, e alle batterie in generale, di mantenere la carica quando non sono in utilizzo.

Nel caso di una cella con catodo in LiCoO_2 e anodo in grafite, una delle configurazioni più comuni, le reazioni chimiche che avvengono all'interno della batteria sono [31]:

- Scarica



- Carica



Una delle caratteristiche importanti della ragione della scelta dei catodi in grafite è che il processo di carica non avviene con la formazione di composti di litio, come avviene invece all'anodo che è un ossido di Ni e Co [32], ma mediante il posizionamento degli ioni litio all'interno della struttura della grafite, fenomeno detto di intercalazione. Questo significa che il litio non cambia forma o stato, ma si inserisce all'interno del catodo senza modificarne radicalmente la struttura. Questa caratteristica è quindi un fattore essenziale nel mantenimento della stabilità della cella nel tempo.

Il funzionamento della batteria è un processo che richiede un elevato controllo al fine di limitare gli effetti fisico-chimici legati al trasferimento delle cariche e degli ioni tra gli elettrodi che possono generare calore e, in alcuni casi, reazioni secondarie indesiderate. Una delle ragioni della necessità di controllo accurato è uno dei fattori di degradazione più noti, ovvero la formazione di dendriti di litio, piccole strutture metalliche che possono crescere tra gli elettrodi attraverso l'elettrolita causando cortocircuiti interni, come schematizzato nella Figura 21.

La crescita di questi dendriti aumenta significativamente il rischio di cortocircuiti e, in ogni caso, riduce localmente la distanza tra anodo e catodo aumentando il flusso locale di corrente. Se i dendriti di Li crescono eccessivamente aumenta significativamente il rischio di un contatto diretto tra l'anodo e il catodo e, quindi, di un passaggio incontrollato di elettroni. Se questo avviene, la conseguenza è una scarica istantanea della batteria, con un conseguente aumento violento della temperatura che può innescare eventi pericolosi come incendi o anche esplosioni.

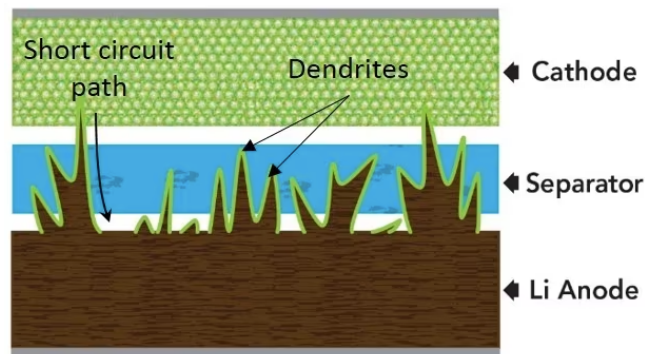


Figura 21: Formazione di dendriti di litio all'interno di una LIB [33].

Per mitigare e controllare questo rischio, le moderne celle e batterie agli ioni di litio sono dotate di sistemi di controllo elettronico (Battery Management System, o BMS) e di protezioni termiche per garantire un funzionamento sicuro anche in condizioni di utilizzo intenso [26].

In sintesi, in ogni cella, indipendentemente dai materiali utilizzati che vanno scelti in base alle caratteristiche desiderate della batteria, sono presenti 4 elementi fondamentali: anodo, catodo, elettrolita e separatore.

L'anodo e il catodo si scambiano gli ioni di litio durante i processi di carica e scarica e gli elettroni, spinti dallo spostamento di carica dovuta allo scambio passano attraverso il circuito esterno alimentando il dispositivo o ricaricando la cella. Questi due componenti principali sono separati dal separatore e immersi nell'elettrolita, che impedisce lo scambio degli elettroni in maniera incontrollata.

4.1.1 Rischi di sicurezza associati alle batterie

Nel percorso verso un sistema di automotive interamente elettrico, sulla base di quanto abbiamo appena visto diventa essenziale che ogni costruttore di batterie implementi nei propri prodotti degli elementi volti a controllare e limitare i fattori di rischio al fine di garantire al meglio sicurezza delle batterie e dei loro utilizzatori. Questi aspetti sono ovviamente di rilievo anche nell'ambito della fase di disassemblaggio, nella quale l'operatore umano potrebbe incorrere in gravi lesioni nel caso in cui determinati standard di sicurezza non venissero rispettati, come ad esempio l'operatività in zone ad atmosfera inerte o la preventiva scarica totale della batteria che è stato citato prima.

Le batterie presentano infatti una serie di rischi di sicurezza intrinseci legati alla loro natura chimica e al modo in cui vengono utilizzate. Il pericolo più rilevante è rappresentato dal cosiddetto thermal runaway, un fenomeno in cui una cella surriscaldata inizia una reazione esotermica incontrollata che può propagarsi alle celle vicine, provocando incendi o esplosioni. Le cause scatenanti possono includere sovraccarico elettrico, corto circuito interno, danni meccanici (come la perforazione o la deformazione del contenitore), oppure difetti di fabbricazione. Un altro fattore critico è la stabilità dei materiali elettrolitici, spesso infiammabili e reattivi a temperature elevate [34].

Dato che una delle cause più comuni di danno alle batterie nasce dal cortocircuito e quindi da una scarica violenta, uno dei metodi più comuni utilizzati per verificare il livello di sicurezza di una batteria è il cosiddetto "Nail Penetration Test". Questo metodo consiste nel perforare la cella di una

batteria simulando un cortocircuito, causando il contatto diretto tra anodo e catodo e la scarica rapida e violenta della batteria. A seguito di questo danno intenzionale è possibile studiare le fasi del thermal runaway, di cui è quindi possibile valutare la rapidità e l'intensità [35].

In ambito automotive, le condizioni operative delle batterie legate all'uso dei veicoli (non solo autovetture ma anche mezzi pesanti o meccanici di varia natura) portano a vibrazioni, urti, cicli termici, alte correnti che aumentano ulteriormente la necessità di sistemi di protezione avanzati, come sensori di temperatura e tensione, interruttori automatici, e sistemi di gestione della batteria che diventano una parte essenziale del Battery Management System. L'implementazione del BMS permette di monitorare in tempo reale lo stato di salute della batteria, riducendo significativamente i rischi di anomalie e per il sistema in cui la batteria è inserita.

Oltre al BMS, che è un sistema attivo di controllo, anche strategie "passive" come un adeguato design meccanico giocano un ruolo fondamentale: l'integrazione di barriere termiche, materiali ignifughi e compartimentazioni modulari aiutano a contenere eventuali malfunzionamenti all'interno di una singola cella o modulo, evitandone la diffusione all'intero sistema.

Queste stesse precauzioni sono ovviamente implementate per le procedure di smaltimento e riciclo delle batterie che, se portate avanti in modo improprio, possono porre pericoli ambientali e di sicurezza anche a fine vita della batteria. Sono stati quindi sviluppati protocolli specifici per il trattamento e la disattivazione delle celle esauste [3].

La sicurezza delle batterie rappresenta certamente, come visto, una delle aree di ricerca e sviluppo più attive nel settore, con l'obiettivo di rendere i sistemi di accumulo sempre più affidabili, duraturi e resistenti anche in condizioni estreme.

Un esempio di design sicuro delle batterie è il caso delle "Blade Battery" prodotte da BYD, che rappresenta un'innovazione significativa nel campo delle batterie per veicoli elettrici, distinguendosi per le proprie avanzate caratteristiche di sicurezza. In questo tipo di batteria al litio, la cella elettrochimica che costituisce la cella elementare di una batteria è basata su una chimica al litio-ferro-fosfato (LFP), che offre maggiore stabilità termica rispetto alle tradizionali batterie agli ioni di litio e permette di ridurre il rischio di incendi ed esplosioni, anche in condizioni di stress elevato.

Il design della "Blade Battery" appena permesso a questo tipo di dispositivo di superare con successo il Nail Penetration Test. Durante i test, infatti, la batteria non ha emesso fumo né preso fuoco, mentre la temperatura superficiale è rimasta tra 30 e 60°C, a differenza di altri tipi di batterie che possono raggiungere temperature superiori ai 500°C e di conseguenza incendiarsi o esplodere [36].

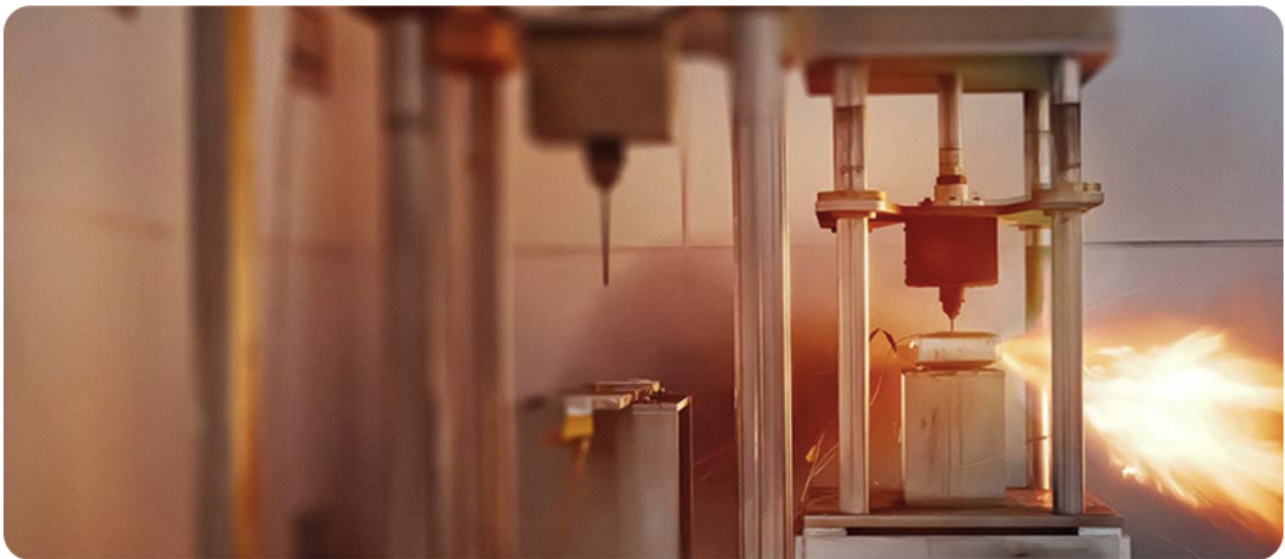


Figura 22: Nail Penetration Test [36].

4.2 Architettura delle celle delle batterie

La chimica dei materiali attivi impiegati nelle batterie non è l'unica componente che ne influenza l'efficienza, la sicurezza e le prestazioni, ma sono influenzate anche dalla configurazione fisica con cui questi vengono assemblati. Le strutture delle celle rappresentano un aspetto cruciale nella progettazione dei sistemi di accumulo di energia, in quanto influenzano direttamente la densità energetica, la gestione termica, la robustezza e la flessibilità di applicazione delle batterie.

Delle tipologie di batterie presenti sul mercato, quelle principali sono 3: le celle cilindriche, a sacchetto (dette anche pouch in inglese) e prismatiche. Ciascuna di queste presenta vantaggi e svantaggi legati alla forma, al contenitore utilizzato, alla disposizione interna degli elettrodi e alla modalità di integrazione nei moduli o pacchi batteria.

4.2.1 Cella cilindrica

Le celle cilindriche rappresentano una delle forme più comuni con cui vengono costruite le batterie agli ioni di litio, grazie alla loro robustezza, facilità di produzione automatizzata e buon bilanciamento tra prestazioni termiche, meccaniche ed elettriche. Queste celle sono particolarmente diffuse nei dispositivi portatili, nei veicoli elettrici e nei sistemi di accumulo energetico.

Una cella cilindrica è composta internamente dagli stessi elementi fondamentali di qualsiasi cella agli ioni di litio: anodo, catodo, elettrolita e separatore. Tuttavia, ciò che distingue le celle cilindriche è l'architettura spiralata dei componenti interni, che sono arrotolati per permettere di ottimizzare l'occupazione dello spazio disponibile all'interno dell'involucro metallico esterno [37].



Figura 23: Batterie cilindriche [38].

All'interno dell'involucro metallico cilindrico, i materiali attivi (l'anodo e il catodo) sono applicati su sottili fogli metallici conduttivi: l'anodo su un collettore di rame e il catodo su uno di alluminio. Tra questi due elettrodi si interpone il separatore, una pellicola polimerica porosa e isolante. I tre strati vengono arrotolati insieme in una configurazione a "jelly roll" (rotolo a spirale), in modo da massimizzare la superficie di contatto tra anodo e catodo all'interno di un volume compatto come illustrato in Figura 24 [37].

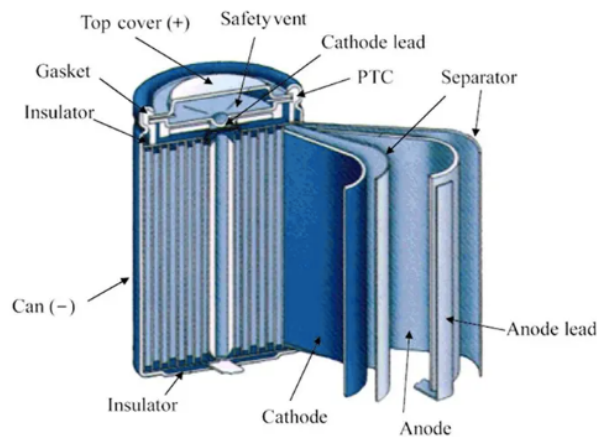


Figura 24: Interno di una cella cilindrica [39].

Questa struttura a spirale consente una maggiore densità energetica rispetto a celle prismatiche o a sacchetto dello stesso volume, oltre a garantire una buona gestione degli effetti termici legati al funzionamento della batteria. Inoltre, l'involucro metallico esterno fornisce protezione agli urti, rigidità e consente un contenimento sicuro in caso di sovrappressione o fuga termica.

Le celle cilindriche sono spesso indicate con una codifica numerica che specifica le loro dimensioni. Ad esempio, la 18650 è una delle celle più comuni: il numero "18" indica un diametro di 18 mm, "65" una lunghezza di 65 mm, e "0" segnala che la cella è cilindrica. Altre dimensioni standard includono 21700 (largamente adottata in ambito automotive) e 26650 [37] [40] [33].

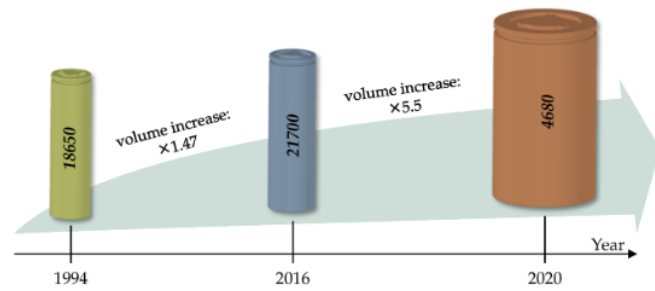


Figura 25: Aumento di volume delle batterie negli anni [37].

4.2.2 Cella a sacchetto (pouch)

Le celle a sacchetto rappresentano una delle architetture più versatili e leggere nel panorama delle batterie agli ioni di litio. Vengono sviluppate per rispondere alla crescente esigenza di alta densità energetica in applicazioni compatte e leggere, oltre che alla necessità di modularità. Queste celle hanno come caratteristica principale l'assenza di un contenitore rigido: l'involucro esterno è infatti costituito da una pellicola laminata in materiale plastico e alluminio, flessibile e sigillata ermeticamente, come visibile in Figura 26.

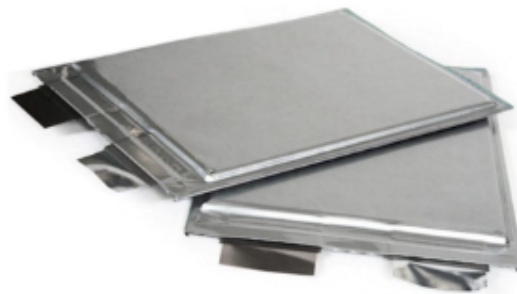


Figura 26: Cella a sacchetto [41].

La struttura interna delle celle a sacchetto, a differenza delle celle cilindriche, vede gli elettrodi e il separatore nelle pouch arrotolati in strati piani, anziché essere avvolti a spirale. Questo dà la possibilità di ottenere un ingombro più sottile e flessibile, particolarmente adatto per dispositivi portatili come smartphone e personal computers.

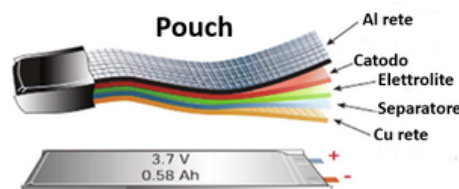


Figura 27: Interno cella a sacchetto [42].

L'involucro flessibile, sebbene non offra la protezione meccanica di un guscio metallico, consente una maggiore efficienza volumetrica, in quanto riduce il materiale passivo e permette di sfruttare al

massimo lo spazio disponibile nel design dell'applicazione finale. Sono infatti batterie appartenenti a questa categoria che hanno permesso di avere il design così piatto della maggior parte dei dispositivi portatili odierni. Un altro punto forte di questa tipologia di cella è la grande leggerezza della cella, che pesa circa il 40% in meno delle altre batterie della stessa capacità. Inoltre, la configurazione sottile e allungata della cella facilita la dissipazione del calore, un aspetto cruciale per la gestione della batteria [39].

4.2.3 Cella prismatica

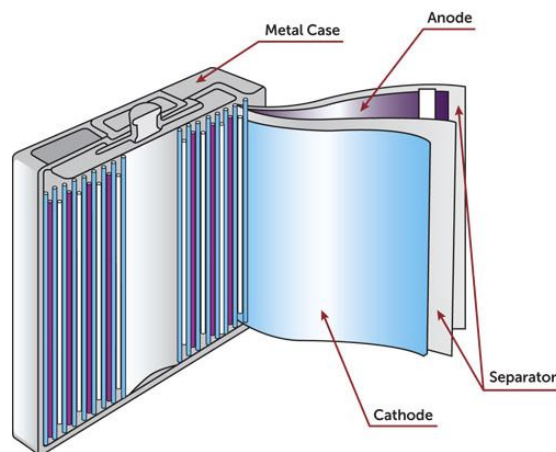
Le celle prismatiche rappresentano una delle configurazioni più utilizzate nelle batterie agli ioni di litio, in particolare quando è necessario massimizzare l'utilizzo dello spazio disponibile e ottenere una forma compatta e stabile. Queste celle sono spesso impiegate in applicazioni che richiedono elevata capacità e modularità, come nei veicoli elettrici, nei sistemi di accumulo energetico e in alcune apparecchiature industriali.



Figura 28: Cella prismatica [43].

Le celle prismatiche si possono trovare in due conformazioni diverse. Alcuni modelli presentano i fogli che fungono da elettrodi e il separatore impilati uno sopra l'altro, mentre in altri modelli invece sono arrotolati su sé stessi e poi appiattiti. Il grande vantaggio delle celle prismatiche sta nel fatto che, a parità di volume, queste possono rilasciare più energia per unità di tempo, offrendo prestazioni migliori, mentre le celle prismatiche appiattite contengono più energia, garantendo una durata maggiore [44].

In Figura 29 è possibile vedere la rappresentazione schematica dell'interno di una cella prismatica che utilizza la conformazione interna con fogli arrotolati.



LiFePO4 Prismatic Cells Structure

Figura 29: Interno della cella prismatiche [45].

La struttura prismatiche consente una maggiore efficienza volumetrica, poiché riduce lo spazio “spreco” all’interno della batteria grazie alla forma rettangolare (come visibile in Figura 29) e semplifica l’integrazione meccanica nei moduli. Inoltre, come nel caso delle celle cilindriche, l’involucro rigido conferisce alla cella una buona resistenza meccanica, facilitando l’impilamento ordinato in pacchi batteria [43].

Come descritto prima, la geometria a strati favorisce un buon equilibrio tra densità energetica e capacità di erogazione di corrente, ma impone tuttavia vincoli nella gestione del calore e nella distribuzione uniforme della corrente interna, specialmente nel caso di celle di grandi dimensioni.

L’azienda automobilistica che utilizza maggiormente le celle prismatiche nelle proprie vetture è BYD (*Build Your Dreams*), che negli ultimi anni sta conquistando il mercato con le proprie batterie chiamate “Blade Batteries”, che sono celle prismatiche allungate con notevole densità energetica e altissimi punteggi in fatto di sicurezza [36] e che sono state introdotte in precedenza nel paragrafo dedicato alla sicurezza delle batterie.

4.2.4 Confronto tra i modelli di cella

Le tre tipologie più comuni che sono state appena illustrate, cilindriche, prismatiche e pouch, presentano caratteristiche, vantaggi e limiti distinti, che le rendono più o meno adatte a specifiche applicazioni.

Le celle cilindriche, sono la tipologia più datata tra le tre, e hanno come caratteristiche essenziali un design standardizzato e un’elevata stabilità meccanica. Il loro involucro metallico rigido le rende particolarmente resistenti a urti e deformazioni, offrendo una buona sicurezza intrinseca. Il design adatto ad una produzione su larga scala, consolidata nel settore degli apparecchi elettronici e successivamente adottata anche in ambito automotive (come nel caso delle celle usate da Tesla, Rivian e Lucid), consente costi competitivi e uniformità qualitativa. Tuttavia, le celle cilindriche soffrono di una densità energetica volumetrica relativamente inferiore rispetto ad altre forme, a causa degli spazi vuoti che inevitabilmente si formano quando vengono impacchettate in moduli [46] [47] [48].

Le celle prismatiche, grazie alla loro geometria costruttiva, sono particolarmente adatte a un'installazione ordinata e compatta all'interno dei pacchi batteria, migliorando lo sfruttamento dello spazio disponibile. La loro struttura consente una buona densità energetica volumetrica e semplifica la progettazione di sistemi di raffreddamento planari, come nel caso delle "Blade Battery" utilizzate da BYD. Tuttavia, sono meno resistenti agli shock meccanici interni rispetto alle cilindriche, e, in caso di rigonfiamenti dovuti a degradazione o surriscaldamento, hanno meno resistenza meccanica di una batteria con struttura cilindrica per mere ragioni legate alla geometria stessa della batteria. Per questo motivo vengono studiate specifiche soluzioni progettuali per tener conto delle situazioni nelle quali si possono generare pressioni non trascurabili sulla struttura del pack [36].

Infine, le celle pouch, non avendo un contenitore rigido, si distinguono per la loro flessibilità fisica e per la leggerezza dell'involucro in alluminio laminato. Questa configurazione consente un'elevata densità energetica sia in termini di peso che di volume, rendendole ideali per applicazioni che richiedono un design su misura e un basso ingombro. Queste celle hanno infatti una capacità circa 10-15% superiore alle celle con la stessa dimensione con un rivestimento in ferro [39].

Tuttavia, la loro struttura morbida le rende vulnerabili a urti, rigonfiamenti e perforazioni, richiedendo l'inserimento in strutture di supporto che ne garantiscano l'integrità meccanica. Inoltre, rispetto alle altre tipologie, le celle pouch tendono a manifestare più rapidamente problemi di degrado e il vantaggio dell'adattabilità del loro design le rende contemporaneamente meno standardizzabili, il che può complicare la scalabilità e la sostituzione in fase di manutenzione.

4.3 Architettura gerarchica delle batterie

La transizione verso la mobilità elettrica ha reso le batterie agli ioni di litio il fulcro dell'innovazione tecnologica nel settore automobilistico. Ma se da un lato l'attenzione si concentra spesso sulla chimica interna delle celle, sulla loro capacità o sulla velocità di ricarica, un aspetto altrettanto cruciale è rappresentato dall'architettura di assemblaggio delle celle all'interno del veicolo. In altre parole, non conta soltanto quale tipo di cella si sceglie di utilizzare, ma anche come le celle vengono organizzate e integrate nel design complessivo per formare un sistema batteria completo, sicuro, efficiente e duraturo.

4.3.1 Cell-to-Module-to-Pack

Uno degli approcci più diffusi e consolidati è quello noto come Cell-to-Module-to-Pack. Questo approccio costruttivo, di tipo gerarchico, si basa su una struttura a più livelli in cui le singole celle vengono raggruppate in modo progressivo, prima in moduli che contengono gruppi meno numerosi di batterie e successivamente l'inserimento dell'insieme dei moduli in un pacco batteria completo.

Per l'impaccamento delle celle prima in moduli e poi nella batteria completa, il design dipende innanzitutto dalla particolare componente elementare di tutto il sistema, ovvero cella "elementare". La forma della cella, cilindrica, prismatica o a sacchetto, viene quindi selezionata in base alle esigenze progettuali del veicolo: spazio disponibile, densità energetica richiesta, requisiti di sicurezza e ovviamente anche i costi.

Le celle nei singoli moduli vengono quindi collegate in serie e/o in parallelo per formare un insieme con le caratteristiche di erogazione richieste. In genere, un modulo può contenere da poche decine fino a centinaia di celle, a seconda della tipologia richiesta. Il modulo non è quindi soltanto un contenitore fisico: rappresenta una vera e propria unità funzionale con connessioni elettriche, elementi di protezione meccanica, sensori di temperatura e tensione, e spesso anche di gestione elettronica delle celle. L'utilizzo dei moduli consente di suddividere il pacco batteria in diverse sezioni, con il vantaggio di rendere la struttura complessiva della batteria più riparabile ed efficiente. Infatti, in caso di guasto di una o più celle all'interno di un modulo, sarà sufficiente sostituire quel modulo invece dell'intera batteria.

In Figura 30 è illustrato un singolo modulo di una batteria di un veicolo Lucid Air. Il modulo è costituito da 300 celle cilindriche 21700, ognuna dei quali ha una potenza di 17-18 Wh, collegate tramite delle "bus bars" che sono placche metalliche collegate all'anodo delle celle, non visibili dall'immagine. In figura è visibile nella parte superiore la placca di raffreddamento che raffredda una delle estremità delle celle [49].

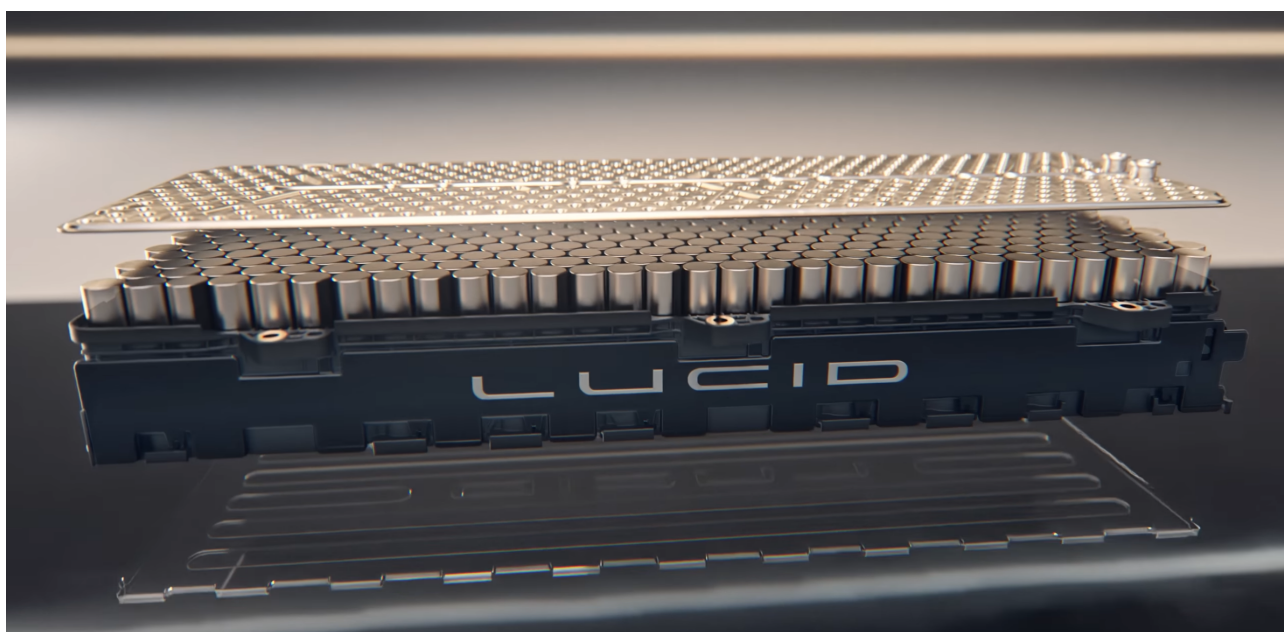


Figura 30: Singolo modulo di una batteria Lucid [49].

L'assemblaggio di più moduli forma il pack, ovvero il pacco batteria completo, che sarà quindi pronto per essere installato nel veicolo. Il pack rappresenta il cuore energetico del mezzo elettrico e non bisogna dimenticare che contiene non solo i moduli, ma anche l'intera infrastruttura di supporto: il sistema di raffreddamento (liquido o ad aria), le strutture meccaniche di rinforzo e isolamento e, soprattutto, il Battery Management System (BMS), il sistema descritto in precedenza che è incaricato di monitorare lo stato di ogni modulo e garantire sicurezza, efficienza e durata della batteria.

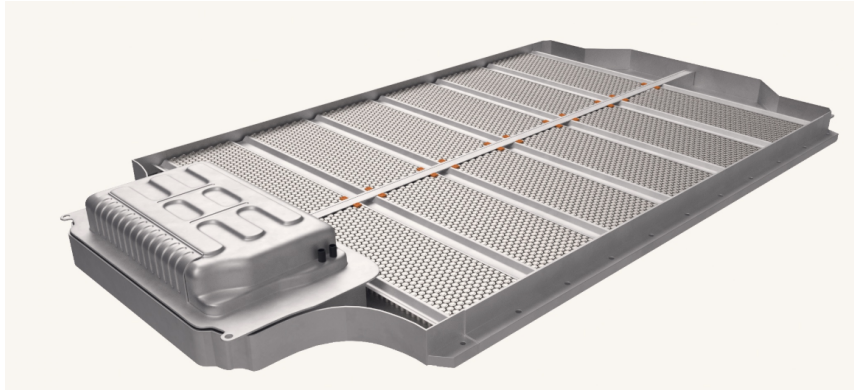


Figura 31: Modello 3D di un pacco batteria Tesla [50].

Da quanto appena descritto diventa evidente che tra i principali motivi del successo dell'approccio Cell-to-Module-to-Pack c'è la modularità strutturale, che offre un'eccellente combinazione tra scalabilità, manutenibilità e flessibilità progettuale. Ogni livello, cella, modulo, pack, può essere progettato, testato e ottimizzato separatamente, rendendo possibile un assemblaggio più semplice, controllato e sicuro.

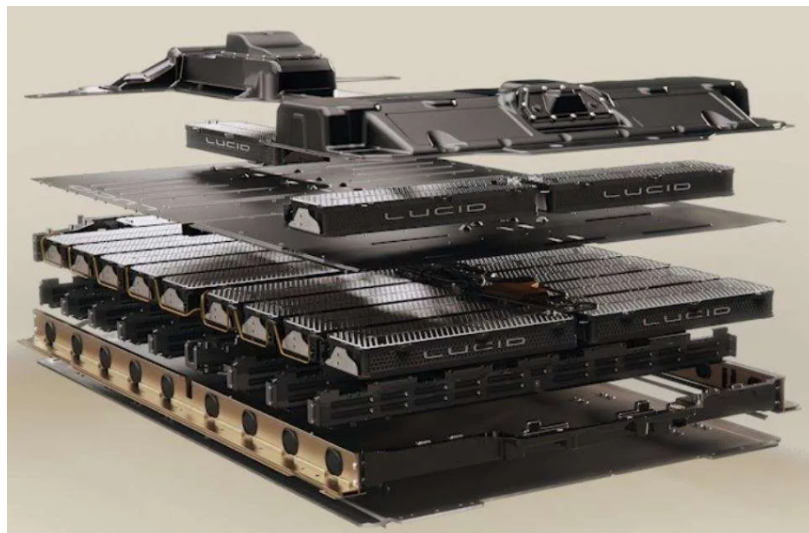


Figura 32: Pacco batteria di un'auto Lucid [49].

In fase di produzione, questa struttura facilita l'automazione dell'assemblaggio e il controllo qualità, dato che i moduli possono essere verificati singolarmente prima di essere inseriti nel pack finale. In caso di guasti o degrado anomalo, la sostituzione di un modulo è più semplice e meno costosa rispetto alla sostituzione dell'intero pack batteria, rendendo l'intervento in post-vendita molto più gestibile e vantaggioso per l'azienda e per i suoi clienti [51].

Dal punto di vista della sicurezza, la presenza di moduli ha anche il non trascurabile vantaggio di permettere la compartimentazione del rischio: se una cella presenta un guasto, la sua propagazione termica può essere limitata al solo modulo, evitando che il problema si estenda all'intero pack. Questo è un aspetto particolarmente rilevante nei veicoli elettrici, in quanto la sicurezza del pacco batteria è una priorità assoluta.

4.3.2 Cell-to-Pack

Una scelta strategica differente rispetto alla strategia Cell-to-Module-to-Pack, e che costituisce una delle innovazioni più significative nell'ambito dell'architettura delle batterie dei veicoli elettrici è rappresentata dalla struttura Cell-to-Pack. Diversamente dalla prima, la strategia Cell-to-Pack elimina lo step gerarchico intermedio dei moduli. In una configurazione Cell-to-Pack, infatti, le celle vengono inserite direttamente nel pacco batteria, senza essere preventivamente organizzate in moduli separati.

La struttura Cell-to-Pack si basa sull'idea di montare le celle all'interno del contenitore del pack in configurazioni densamente compatte. Ogni cella è connessa elettricamente alle celle adiacenti tramite busbar o circuiti stampati, mentre l'intero insieme è integrato in un sistema meccanico che fornisce supporto strutturale e protezione. Questa eliminazione dei moduli consente un uso più efficiente dello spazio, poiché si riducono drasticamente le parti passive come involucri, connettori e supporti interni.



Figura 33: Blade Battery di BYD montate in un pacco batteria [36].

Un aspetto fondamentale nella progettazione di batterie Cell-to-Pack è la gestione termica. Poiché le celle sono disposte più vicine tra loro e non vi sono spazi strutturali intermedi, è essenziale garantire un sistema di raffreddamento uniforme e altamente efficiente. Le soluzioni più comuni prevedono l'utilizzo di piastre di raffreddamento liquide integrate direttamente tra le file di celle, oppure di canali d'aria con flussi convettivi ottimizzati. Inoltre, l'integrazione di sensori per la temperatura e la tensione di ogni cella diventa ancora più critica per mantenere il sistema sicuro ed equilibrato [52].

Dal punto di vista meccanico, il contenitore esterno del pack deve essere progettato per sopportare gli sforzi strutturali che nei sistemi tradizionali venivano in parte assorbiti dai moduli. Questo ha spinto diversi costruttori a sviluppare design portanti in cui il pacco batteria contribuisce alla rigidità del veicolo, come accade nei veicoli dotati di piattaforme dedicate alla trazione elettrica.

I vantaggi principali della struttura Cell-to-Pack includono una maggiore densità energetica volumetrica (grazie alla riduzione dei componenti strutturali interni), una riduzione dei costi di assemblaggio e una semplificazione della catena produttiva. Ad esempio, secondo i dati forniti da CATL, una batteria Cell-to-Pack può raggiungere fino al 15-20% in più di densità energetica rispetto

a un pacco batteria equivalente con struttura modulare, a parità di tecnologia cellulare, ridurre i componenti strutturali del 40% e raggiungere una efficienza volumetrica fino al 72% [52] [53].

In sintesi, l'architettura Cell-to-Pack rappresenta una soluzione tecnologica più avanzata rispetto all'architettura Cell-to-Module-to-Pack, mira a ottimizzare lo spazio, a ridurre i costi e ad aumentare la densità energetica, pur richiedendo un elevato livello di progettazione e controllo. Si tratta di un approccio che riflette la direzione verso cui si sta muovendo l'industria delle batterie, sempre più orientata a massimizzare l'efficienza dell'intero sistema e non solo delle singole celle.

5 Processi di Disassemblaggio delle Batterie

Il disassemblaggio delle batterie dei veicoli elettrici rappresenta un passaggio strategico di fondamentale importanza all'interno delle pratiche di gestione sostenibile dei sistemi energetici, in quanto consente di recuperare valore dai componenti e di applicare in modo concreto i principi dell'economia circolare. L'operazione di smontaggio costituisce la condizione necessaria per separare i materiali e i sottosistemi che compongono la batteria, permettendo così sia il riutilizzo dei componenti ancora funzionanti, sia il recupero dei materiali critici presenti nelle celle.

Nonostante l'assenza di una standardizzazione nella progettazione e costruzione dei pacchi batteria, le batterie per veicoli elettrici condividono una struttura di base simile, composta da elementi ricorrenti quali *bus-bars*, utilizzati per connettere elettricamente le celle, i rivestimenti in materiale plastico destinati alla protezione dei moduli e i sistemi di raffreddamento necessari a prevenire fenomeni di surriscaldamento. Ciascuno di questi componenti, al termine della vita utile della batteria, dovrebbe poter essere opportunamente separato al fine di massimizzare il grado di purezza dei materiali recuperati e, di conseguenza, l'efficienza dei processi di riciclo dei metalli. Tale approccio, oltre a favorire il recupero delle materie prime, consente anche la possibilità di reintegrare i componenti riutilizzabili in nuovi sistemi di accumulo energetico [54].

Nel caso in cui la batteria venga destinata a un impiego alternativo rispetto a quello originario, come ad esempio lo stoccaggio stazionario di energia o l'alimentazione di altri dispositivi elettrici, la configurazione fisica adottata per l'integrazione nel veicolo non risulta sempre ottimale per i nuovi scopi applicativi. In tali circostanze, il disassemblaggio fino al livello di cella rappresenta la soluzione più efficace, poiché consente di riassemblare successivamente i singoli componenti secondo una configurazione più adeguata alle nuove esigenze funzionali.

Nonostante le prospettive di applicazione industriale e i progressi compiuti dalla ricerca negli ultimi anni, il disassemblaggio automatizzato su larga scala delle batterie per veicoli elettrici, nel 2025, risulta ancora in una fase di sviluppo sperimentale. La letteratura scientifica più recente concorda nell'individuare il disassemblaggio come una fase cruciale del ciclo di vita della batteria, tanto per le strategie di riciclo quanto per le applicazioni di *second life*. Tuttavia, l'elevata eterogeneità dei design dei pacchi batteria e l'assenza di standard costruttivi condivisi costituiscono fattori che limitano l'implementazione di processi pienamente automatizzati e ostacolano la diffusione su vasta scala delle tecnologie robotiche di disassemblaggio.

5.1 Utilizzo del Deep learning per le operazioni di disassemblaggio delle batterie di veicoli elettrici

Data la complessità del quadro complessivo, vale a dire modelli differenti, strategie costruttive differenti sia per i pack che per le singole celle e l'adattamento del design alle esigenze delle singole applicazioni, una possibile soluzione potenzialmente risolutiva passa dall'utilizzo di sistemi di intelligenza artificiale (reti neurali) che possano essere adattabili ai diversi modelli di batteria una volta che il sistema sia stato opportunamente istruito. Le reti neurali artificiali costituiscono modelli matematici ispirati al funzionamento del cervello umano, progettati per simulare la capacità biologica di apprendere, riconoscere schemi e prendere decisioni. Una rete neurale è composta da

un insieme di unità fondamentali chiamate neuroni artificiali, organizzate in strati: uno di ingresso, uno o più strati nascosti e uno di uscita. Ogni neurone riceve uno o più segnali in ingresso, li elabora mediante una funzione matematica specifica e produce un'uscita che viene quindi trasmessa ai neuroni successivi.

Queste azioni di valutazione dell'informazione in ingresso e la successiva comunicazione al resto del sistema avvengono attraverso una serie di pesi che vengono dati alle varie informazioni. La chiave per la determinazione dei pesi, che possono essere numeri estremamente elevati di parametri, passa attraverso un processo di addestramento, nel quale la rete neurale regola progressivamente i pesi delle connessioni tra i neuroni per ridurre l'errore tra l'uscita prodotta e quella desiderata attraverso un ciclo di allenamento, analisi e successiva verifica del risultato dell'apprendimento. Questa capacità di adattamento rende le reti neurali strumenti estremamente versatili per affrontare problemi complessi in ambiti come la classificazione, la regressione e il riconoscimento di pattern [55].

Il deep learning può essere considerato come l'estensione più avanzata del concetto di rete neurale, perché permette al sistema neurale di apprendere autonomamente le caratteristiche più rilevanti dai dati senza avere la necessità di una pre-elaborazione manuale. Grazie alla sua capacità di gestire grandi volumi di informazioni e di migliorare le proprie prestazioni attraverso l'esperienza, esso costituisce oggi uno degli strumenti fondamentali per lo sviluppo di sistemi intelligenti in grado di supportare l'uomo in compiti complessi di analisi, previsione e decisione [55].

L'avvento dell'intelligenza artificiale, dunque, offre un notevole potenziale per il problema del disassemblaggio delle batterie, un problema che, come descritto, richiede la presa in considerazione di un insieme molto ampio di parametri e anche una variabilità nel tempo legata alle modifiche delle strategie costruttive dei veicoli legate al design. Le reti neurali, infatti, possono affiancare il processo di disassemblaggio migliorandone sia la velocità che la precisione, fungendo da supporto agli operatori umani nel riconoscimento dei componenti delle batterie, suggerendo strategie di disassemblaggio e guidando robot collaborativi nelle operazioni a loro assegnate.

In primo luogo, tali sistemi trovano impiego di grande interesse operativo in quelle fasi del processo di smontaggio delle batterie che presentano elevata ripetitività, buona standardizzazione geometrica e un rischio operativo elevato per l'operatore. Ad esempio, la letteratura segnala che l'uso di robot industriali dotati di utensili dedicati per l'"unscrewing" dei fissaggi (viti, bulloni) o per il taglio di elementi strutturali ha consentito di raggiungere tempi inferiori rispetto alla manodopera umana, migliorando nel contempo la sicurezza del processo grazie ad una maggiore ripetibilità dei movimenti richiesti.

In questi casi, il robot può anche operare in ambienti protetti, isolando l'uomo da rischi elettrici o chimici (es. scariche ad alto voltaggio, gas o fumi residui). Inoltre, quando il pacco batteria o il modulo presenta geometrie note e fissaggi accessibili, l'automazione può risultare particolarmente efficiente e stabile.

La mancanza di standard per la costruzione di batterie porta tuttavia una grossa sfida all'utilizzo delle reti neurali. Maggiore è la variabilità e adattabilità richiesta, maggiore è la quantità di dati necessaria per la fase di addestramento della rete neurale indispensabile per un corretto riconoscimento delle diverse componenti da smontare e separare. Le varie forme di batterie presenti nei diversi modelli

automobilistici attualmente presenti sul mercato costituiscono quindi una sfida per riuscire nell'intento addestramento sufficientemente accurato della rete neurale.

Un secondo aspetto di rilievo riguarda l'uso dei sistemi automatizzati o collaborativi nei contesti in cui la variabilità del prodotto e dell'ambiente richiede flessibilità, ma si vuole comunque aumentare produttività e affidabilità. In questi scenari si utilizzano configurazioni di tipo «human–robot collaboration» (HRC), cioè in cui l'operatore umano coesiste con il robot e interviene nelle parti meno strutturate o più complesse (es. gestione di connettori, cablaggi, operazioni di ispezione), mentre il robot esegue le parti più standardizzate.

5.2 Implementazione di Robot Collaborativi nel processo di disassemblaggio

I robot collaborativi, controllati da una rete neurale opportunamente addestrata, possono rendere il processo di disassemblaggio molto più efficiente. Infatti, le task ripetitive si prestano molto facilmente alla standardizzazione, e l'utilizzo di robot permette di rendere questi compiti molto più veloci data la precisione e affidabilità di svolgimento garantita da un processo ripetitivo automatizzato.

Nel corso degli ultimi anni sono stati svolti diversi studi su come utilizzare queste tecnologie nel modo più efficace e se potessero portare alla creazione di un processo su larga scala per il disassemblaggio delle batterie.

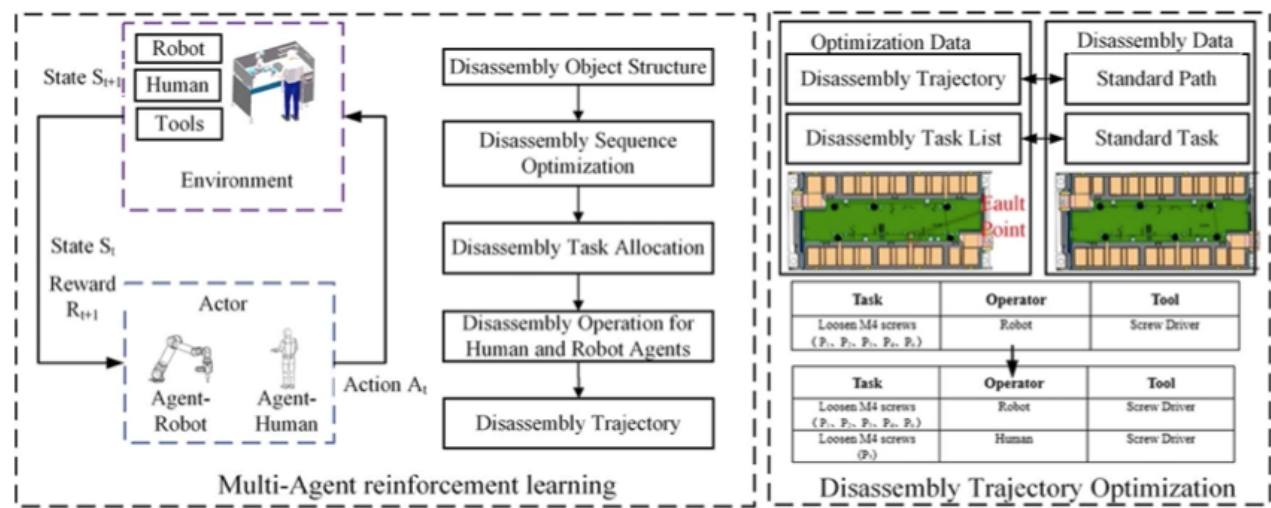


Figura 34: Framework di un piano di disassemblaggio collaborativo uomo-macchina [56].

5.2.1 Vantaggi dei processi collaborativi

I vantaggi principali dell'automazione del disassemblaggio con l'aiuto di reti neurali e robot collaborativi è la riduzione della necessità di intervento umano diretto, diminuendo così il rischio di esposizione a sostanze pericolose, cortocircuiti o incendi. Il disassemblaggio, infatti,

con l'uso di robot collaborativi (cobot) può essere svolto in ambienti estremamente controllati non adatti alla permanenza di esseri umani, come ad esempio all'interno di camere ad atmosfera inerte per ridurre al minimo il rischio di fenomeni termici in caso di cortocircuiti accidentali.

Le reti neurali, come descritto in precedenza, permettono di guidare con precisione i cobot nel processo di disassemblaggio. Questi sistemi possono apprendere schemi e traiettorie ottimali anche complesse, con un enorme vantaggio nelle task ripetitive. Uno dei primi utilizzi di questo strumento infatti risale al 2015, nel quale il task affidato all'intelligenza artificiale era quello di identificare e svitare le viti che tenevano saldi i vari componenti della cella [57].

Una delle caratteristiche fondamentali delle reti neurali è inoltre la loro capacità di migliorare continuamente le proprie prestazioni attraverso l'apprendimento continuo. Man mano che vengono elaborate nuove batterie o si presentano nuovi modelli sul mercato, il sistema può essere aggiornato e addestrato con nuovi dati, mantenendo di conseguenza molto alta l'efficienza anche in contesti di rapida evoluzione e innovazione.

L'identificazione automatica dei materiali e dei componenti consente una catalogazione accurata, utile per migliorare la tracciabilità dei materiali e promuovere strategie di economia circolare. Le informazioni raccolte durante il disassemblaggio possono inoltre essere utilizzate per migliorare la progettazione futura delle batterie (design for disassembly) e per ottimizzare le filiere di riciclo.

5.2.2 Svantaggi dei processi collaborativi

Sebbene le reti neurali offrano numerosi vantaggi nel processo di disassemblaggio delle batterie dei veicoli elettrici, la loro implementazione non è per questo priva di sfide e limitazioni. L'integrazione di sistemi basati sull'intelligenza artificiale in ambiti industriali complessi come il disassemblaggio delle batterie comporta una serie di ostacoli tecnici, economici e operativi che è necessario considerare attentamente.

Le reti neurali richiedono grandi volumi di dati annotati per l'addestramento efficace. Nel caso del disassemblaggio, questo significa disporre di immagini, schemi tecnici e dati tridimensionali delle batterie in diverse condizioni (integre, usurate, danneggiate, ecc.) con l'identificazione delle varie componenti fatta in modo che la rete possa identificare, per esempio, la parte dell'immagine che contiene una vite, un bullone o i bus bar. L'insieme delle diverse configurazioni contenute nel dataset di immagini utilizzato per l'addestramento costituiscono quindi la base per permettere al sistema di identificare le stesse componenti in nuove immagini legate allo svolgimento operativo del compito assegnato in fase di smontaggio. La raccolta e la preparazione di questi dataset può essere complessa, costosa e richiedere molto tempo. Inoltre, la mancanza di standard nei design delle batterie rende difficile generalizzare i modelli e richiede quindi dataset più ampi.

La conseguenza di quanto appena descritto implica che la realizzazione di un sistema di disassemblaggio automatizzato basato su reti neurali coinvolge investimenti significativi in hardware (robotica, sensori, GPU, ecc.), software, sviluppo algoritmico e personale qualificato. Per molte

aziende, soprattutto le piccole e medie imprese, questi costi iniziali possono quindi rappresentare una barriera all'adozione di questa tecnologia.

5.3 Sfide e ostacoli alla scalabilità dei processi collaborativi

L'adozione su larga scala dei processi di disassemblaggio collaborativo delle batterie dei veicoli elettrici si scontra attualmente con una serie di limitazioni di natura tecnologica, organizzativa e anche normativa, che ne rallentano la transizione da fase sperimentale a pratica industriale consolidata. Sebbene i sistemi di disassemblaggio basati sulla collaborazione uomo-robot (*Human-Robot Collaboration*, HRC) abbiano dimostrato significativi vantaggi in termini di sicurezza, flessibilità e riduzione dei costi operativi, la loro diffusione su scala produttiva rimane ancora limitata a progetti pilota o a laboratori di ricerca.

Una delle sfide principali è sicuramente legata all'assenza di standard di costruzione della batteria. Ogni pacco batteria presenta differenze nei metodi di fissaggio, nei materiali impiegati e nell'architettura meccanica interna, che necessita a interventi di riconfigurazione e riaddestramento continuo degli algoritmi di visione e delle strategie di pianificazione. Questo si traduce in costi elevati di riaddestramento dei robot, riducendo la convenienza economica dell'automazione in contesti con elevata variabilità dei prodotti trattati [3].

Un ulteriore ostacolo è costituito dai limiti intrinseci delle attuali tecnologie di percezione e manipolazione. Le operazioni di disassemblaggio richiedono capacità di adattamento a condizioni ambientali e geometriche non strutturate, perché non si parla solo di disassemblaggio di strutture integre ma anche di sistemi che possono essere estratti, per esempio, da vetture che hanno subito incidenti: cablaggi deformabili, moduli danneggiati, adesivi e saldature irregolari. Le soluzioni basate su visione artificiale e apprendimento automatico, pur avendo raggiunto buoni livelli di accuratezza per compiti specifici come l'identificazione di viti o connettori, non sono ancora sufficientemente robuste per gestire la complessità e la variabilità tipiche dei pacchi batteria esausti. Ciò comporta frequenti interventi manuali, che riducono l'efficienza complessiva del processo e ne ostacolano la completa automatizzazione [56].

Anche le limitazioni economiche rappresentano un fattore determinante. È stato evidenziato come la convenienza dell'automazione collaborativa dipenda fortemente dal bilancio tra i costi di investimento iniziale e il volume di batterie trattate. L'implementazione di celle robotizzate collaborative, infatti, comporta l'acquisto di robot, sistemi di visione, sensori di forza e interfacce di sicurezza avanzate, oltre ovviamente ai costi di formazione del personale. Tali investimenti risultano di conseguenza sostenibili solo per impianti con un flusso costante e significativo di batterie dismesse, mentre la maggior parte delle imprese oggi attive nel settore del riciclo opera su scala medio-piccola e con margini di investimento ridotti [58].

Dal punto di vista algoritmico e gestionale, una delle sfide più rilevanti è rappresentata dall'ottimizzazione della sequenza di disassemblaggio nei contesti in cui i compiti vengono condivisi tra operatori umani e sistemi robotici. I metodi basati su un'azione integrata tra uomo e macchina mostrano un notevole potenziale nell'organizzare dinamicamente la funzionalità dei task, ma la loro implementazione pratica è ancora complessa. Questi approcci richiedono grandi quantità di dati per la fase di addestramento e richiedono uno sforzo continuo anche per l'aggiornamento in vista del mantenere la catena di smontaggio adatta per le variazioni tecniche e innovazioni adottate nel

mercato delle batterie e delle condizioni operative. La mancanza di dataset strutturati e standardizzati, unita alla difficoltà di acquisire in sicurezza dati provenienti da batterie danneggiate o instabili, costituisce un ulteriore ostacolo alla diffusione su larga scala dei sistemi di disassemblaggio collaborativo basati su tecniche di apprendimento automatico [56].

Da un punto di vista strategico, la questione del *design for disassembly*, vale a dire la progettazione della struttura delle batterie fatta nell'ottica della necessità del disassemblaggio a fine vita del dispositivo, resta centrale per la scalabilità a lungo termine. Senza un approccio progettuale orientato al facile smontaggio che preveda, ad esempio, giunti reversibili, moduli standard e informazioni digitali accessibili sulle modalità di separazione i processi collaborativi rimarranno confinati a un ruolo di supporto piuttosto che di sostituzione delle attività manuali. La mancanza di regolamentazioni obbligatorie e di incentivi economici per l'adozione di tali principi progettuali rallenta la diffusione di soluzioni industriali avanzate.

In sintesi, la scalabilità di questi processi è ostacolata dalla mancanza di standard definiti e dai limiti della tecnologia attuale. Facendo modifiche alla base della catena produttiva, progettando una batteria tenendo in conto di tutto il suo ciclo di vita, sarà sicuramente possibile migliorare il processo di riciclo e riutilizzo, favorendo lo sviluppo di un'economia circolare.

6 Applicazioni di Reti Neurali per il riconoscimento di componenti di Batterie di EV

Uno degli obiettivi principali di questo lavoro di tesi consiste nell'addestramento di una rete neurale per il riconoscimento accurato dei componenti che costituiscono le batterie dei veicoli elettrici. Come discusso nei capitoli precedenti, i processi di disassemblaggio collaborativi richiedono l'impiego di sistemi di intelligenza artificiale in grado di gestire in maniera autonoma o semi-autonoma i robot collaborativi (cobot), i quali devono interagire in modo sicuro ed efficiente con gli operatori umani.

Affinché tali robot possano operare in autonomia, è indispensabile che siano in grado di identificare a partire da immagini o video la batteria e le singole componenti che la costituiscono. A tal fine, si è deciso di adottare uno dei modelli open source più avanzati ed efficaci nel campo del riconoscimento di immagini, ovvero YOLO (You Only Look Once) di cui si è utilizzata la versione 8, sviluppata da Ultralytics nel 2023 [6].

Per l'addestramento e la sperimentazione della rete neurale è stato adottato Google Colaboratory, una piattaforma gratuita messa a disposizione da Google che consente di sviluppare ed eseguire codice Python direttamente tramite browser, senza la necessità di configurare un ambiente di sviluppo locale.

Questa soluzione si è rivelata particolarmente vantaggiosa in quanto permette di accedere a risorse hardware avanzate, come GPU e TPU, ottimizzando così i tempi di addestramento del modello. Inoltre, l'integrazione nativa con Google Drive ha facilitato in modo significativo la gestione dei file di progetto, consentendo il caricamento, l'organizzazione e l'utilizzo del dataset di immagini delle batterie in maniera semplice e immediata. Tale configurazione ha garantito un ambiente di lavoro flessibile, accessibile e adeguatamente performante per la realizzazione delle fasi sperimentali del progetto.

Il modello YOLOv8 si distingue per la sua capacità di eseguire con elevata precisione e rapidità operazioni di rilevamento, classificazione e segmentazione di immagini, caratteristiche che ne hanno fatto la scelta ideale per il raggiungimento degli obiettivi di questa tesi.

6.1 Preparazione del Dataset utilizzato

Per l'addestramento della rete neurale YOLOv8 è stato necessario disporre di un dataset di immagini adeguatamente strutturato e coerente con gli obiettivi del progetto. La qualità e la rappresentatività del dataset costituiscono infatti un elemento fondamentale per garantire l'efficacia del processo di apprendimento automatico e, di conseguenza, l'accuratezza del modello nel riconoscimento dei componenti delle batterie dei veicoli elettrici. A tal fine, è stata condotta una ricerca approfondita su diverse piattaforme online specializzate nella condivisione di dataset per il machine learning, con l'intento di individuare un insieme di dati che rispondesse a criteri qualitativi e quantitativi sufficienti per l'applicazione.

Tra le risorse analizzate, la piattaforma Roboflow [5] si è rivelata particolarmente adatta, poiché offre dataset già annotati e pronti per essere utilizzati con i principali framework di visione artificiale, tra cui YOLOv8. È stato quindi selezionato un dataset composto da 145 immagini, di cui 100 destinate alla fase di training e 45 alla fase di testing/validazione, in modo da garantire una corretta suddivisione tra i dati utilizzati per l'apprendimento del modello e quelli impiegati per la valutazione delle sue prestazioni.

Il dataset selezionato etichetta immagini di una batteria di veicoli elettrici, distinguendo 7 classi principali:

- Module
- Bus-bar
- Cable
- Aluminium Frame
- Bolt
- Nut
- Screw

Le classi individuate consentono di rappresentare e visualizzare i principali componenti presenti all'interno di un pacco batteria, fornendo una visione coerente e realistica della sua struttura interna. Tale classificazione ha reso possibile una valutazione attendibile delle capacità del modello nel riconoscere correttamente gli elementi costitutivi, offrendo così una stima significativa delle prestazioni che ci si potrebbe aspettare in un effettivo contesto industriale di disassemblaggio e analisi dei componenti.

Di seguito in Figura 35 un esempio di immagine presente nel dataset utilizzato, prese dalla schermata di Roboflow, con di lato le classi presenti nell'immagine divise per colore.

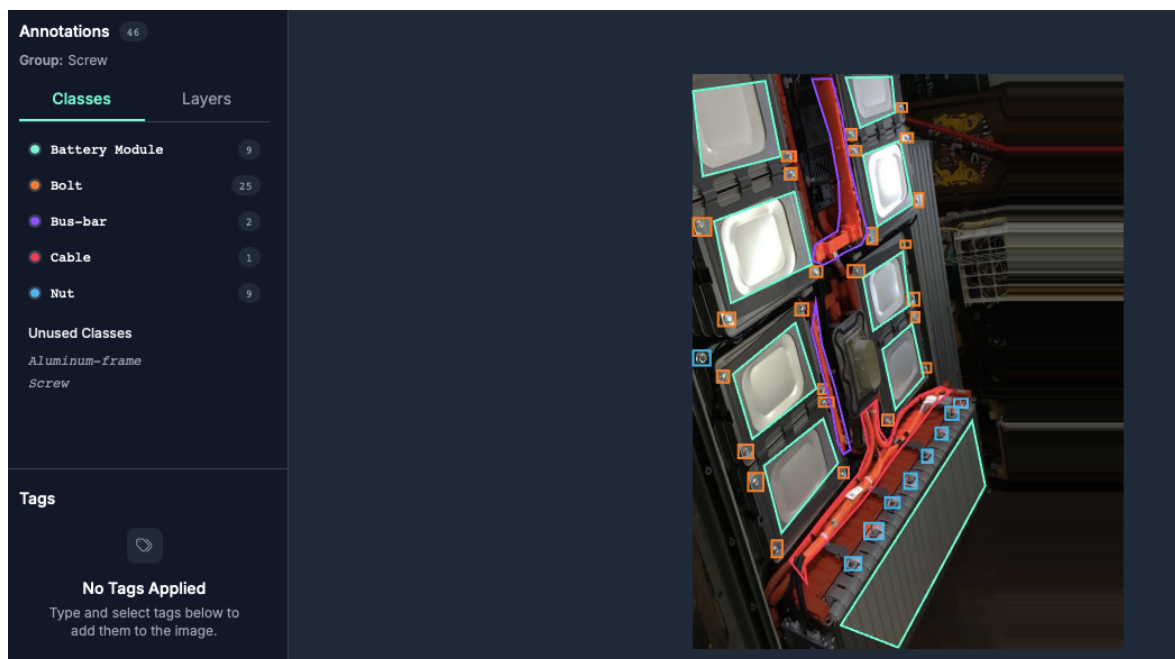


Figura 35: Immagine dal dataset utilizzato [5].

In questo caso specifico sono state utilizzate soltanto alcune classi rappresentative dei componenti di interesse, ciascuna delle quali è stata opportunamente annotata all'interno delle immagini mediante la delimitazione dell'area in cui compare l'oggetto corrispondente. Tale procedura consente al modello di apprendere l'associazione tra le caratteristiche visive e la classe di appartenenza degli oggetti, fornendo così una base solida per il processo di riconoscimento.

Durante la fase di addestramento, la rete neurale analizza le immagini e tenta di individuare autonomamente le regioni in cui si trovano i componenti appartenenti alle classi definite. I risultati ottenuti vengono poi confrontati con le annotazioni fornite nel dataset, consentendo di calcolare l'errore di previsione e di aggiornare i parametri del modello. In questo modo, attraverso un processo iterativo, la rete migliora progressivamente la propria capacità di identificare correttamente gli oggetti di interesse all'interno delle immagini.

6.1.1 Preprocessing

Prima della fase di addestramento, le immagini del dataset sono state sottoposte a un processo di preprocessing, ovvero un insieme di operazioni preliminari volte a migliorare la qualità dei dati e a uniformarne le caratteristiche. L'immagine riportata illustra alcune delle principali opzioni di preprocessing disponibili, le quali permettono di ridurre i tempi di addestramento e di incrementare la velocità di inferenza del modello. Tra queste, l'operazione di auto-orientamento (*Auto-Orient*) permette di orientare automaticamente tutte le immagini, mentre la funzione di ridimensionamento (*Resize*) uniforma le dimensioni delle immagini, rendendo il dataset uniforme in tutte le immagini.

Ulteriori procedure, come la conversione in scala di grigi (*Grayscale*) o la regolazione automatica del contrasto (*Auto-Adjust Contrast*), sono utili per migliorare la leggibilità delle immagini in input alla rete neurale, riducendo eventuali ostacoli causati da condizioni particolari di illuminazione dell'immagine. Questi interventi di preprocessing garantiscono che il dataset risulti coerente e bilanciato, evitando che variazioni non significative nelle immagini influenzino negativamente la fase di addestramento. Di conseguenza, la rete neurale può concentrarsi sull'estrazione delle caratteristiche realmente rilevanti, migliorando la precisione complessiva del modello nel riconoscimento dei componenti delle batterie.



Figura 36: Opzioni di Preprocessamento del Dataset [5].

6.1.2 Data Augmentation

Nel processo di preparazione delle immagini all'addestramento della rete neurale, sono stati preparati diversi dataset, per alcuni dei quali sono state impiegate diverse tecniche di data augmentation, selezionate tra quelle comunemente utilizzate per migliorare la varietà e la qualità del dataset di immagini. Queste tecniche, come la rotazione, il ribaltamento (flip), la modifica della luminosità e della saturazione, nonché l'aggiunta di rumore o la variazione dell'esposizione, consentono di generare nuove versioni delle immagini originali senza alterarne il contenuto semantico. L'obiettivo è quello di aumentare i dati disponibili simulando diverse condizioni partendo dai dati posseduti in maniera tale da permettere un migliore apprendimento della rete neurale, grazie alla maggiore varietà di dati creata.

L'utilizzo della data augmentation risulta particolarmente importante quando il numero di immagini disponibili è limitato, poiché consente di ampliare artificialmente il dataset e di ridurre il rischio di overfitting, ovvero la tendenza del modello a memorizzare le immagini di addestramento piuttosto che a generalizzare su nuovi esempi. In questo modo, la rete neurale acquisisce una maggiore robustezza e capacità di adattamento, migliorando le proprie prestazioni nel riconoscimento dei componenti anche in presenza di variazioni ambientali o di inquadratura che potrebbero verificarsi in un contesto operativo reale.

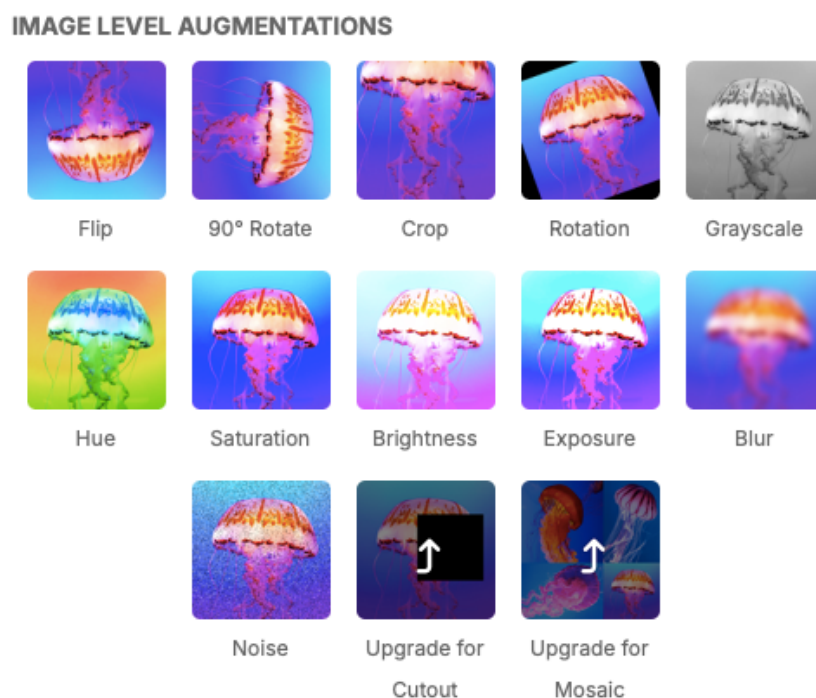


Figura 37: Opzioni di Data Augmentation del dataset [5].

6.1.3 Dataset creati

Al fine di analizzare l'impatto delle diverse tecniche di preprocessing e data augmentation sulle prestazioni del modello YOLOv8, sono stati realizzati cinque dataset distinti, ciascuno caratterizzato da specifiche configurazioni di elaborazione delle immagini. L'obiettivo di questa fase è stato quello di valutare in che misura le diverse strategie di preparazione dei dati potessero influenzare la capacità del modello di riconoscere correttamente i componenti delle batterie e di generalizzare le proprie previsioni su nuovi esempi.

Il primo dataset (DS1) corrisponde al dataset originale, composto da 145 immagini etichettate senza alcun tipo di modifica o trasformazione, e rappresenta il punto di riferimento per il confronto con le versioni successive. Il secondo (DS2) e il terzo (DS3) dataset sono stati generati applicando la maggior parte delle tecniche di preprocessing e data augmentation illustrate precedentemente, tra cui operazioni di rotazione, ribaltamento, variazione di luminosità, contrasto, saturazione e ridimensionamento, nonché modifiche legate all'esposizione e al rumore. L'applicazione combinata di tali trasformazioni ha consentito di ampliare significativamente il numero di immagini disponibili, portando i dataset a un totale di 345 immagini, con l'obiettivo di incrementare la varietà dei dati e migliorare la capacità di generalizzazione del modello. Le differenze tra DS2 e DS3 stanno nel diverso rapporto tra le varie strategie di data augmentation utilizzate all'interno dei due dataset, in particolare con un maggior peso della distorsione nel DS3.

Il quarto dataset (DS4) è stato realizzato applicando esclusivamente la tecnica di conversione in scala di grigi (grayscale), mantenendo invariato il numero di 145 immagini. Questa scelta è stata adottata per valutare l'efficacia del modello nel riconoscere i componenti basandosi unicamente sulle informazioni di intensità luminosa, escludendo la componente cromatica. Infine, il quinto dataset (DS5) è stato ottenuto utilizzando un'unica tecnica di data augmentation, ovvero la distorsione dell'immagine (shear), raggiungendo un totale di 344 immagini. Tale tecnica introduce leggere

deformazioni geometriche nelle immagini originali, con lo scopo di aumentare la robustezza del modello rispetto a variazioni angolari o prospettiche degli oggetti.

La creazione di questi cinque dataset ha consentito di condurre un'analisi comparativa sistematica, finalizzata a individuare la configurazione di preprocessing e augmentation più efficace per l'addestramento della rete neurale, bilanciando qualità dei dati, complessità del modello e capacità di generalizzazione.

6.2 Training

L'addestramento di una rete neurale rappresenta la fase cruciale attraverso la quale il modello apprende a riconoscere schemi e caratteristiche distintive all'interno dei dati di input, al fine di generalizzare correttamente le proprie previsioni su nuovi esempi. Nel caso di reti neurali come YOLOv8, utilizzate per il riconoscimento e la classificazione di immagini, il processo di apprendimento si basa sulla presentazione ripetuta di un insieme di immagini etichettate, ciascuna contenente informazioni relative agli oggetti da individuare. Durante l'addestramento, il modello elabora progressivamente tali immagini, confrontando le proprie previsioni con le annotazioni reali e aggiornando i pesi dei propri parametri interni mediante algoritmi di ottimizzazione, tipicamente basati sul metodo della *discesa del gradiente*, ovvero con un procedimento volto all'ottimizzazione dei parametri rilevanti come il tasso di riconoscimento e di posizionamento delle box.

Un aspetto determinante è rappresentato dalla quantità e varietà dei dati di input. Un dataset ampio e diversificato consente alla rete di apprendere un maggior numero di caratteristiche e di adattarsi a differenti condizioni, come variazioni di illuminazione, prospettiva, dimensione o forma degli oggetti. In questo modo, il modello acquisisce una maggiore robustezza e affidabilità.

Questo processo di addestramento avviene in più cicli consecutivi, denominati *epoche*, durante i quali la rete analizza l'intero dataset più volte, migliorando ad ogni iterazione la propria capacità di riconoscere i componenti all'interno dell'immagine. Un numero adeguato di epoche è essenziale per garantire un apprendimento stabile e completo: un addestramento troppo breve potrebbe portare a un modello poco accurato (underfitting), mentre un numero eccessivo di epoche rischia di causare un eccessivo adattamento ai dati di training (overfitting), con conseguente perdita della capacità di generalizzazione.

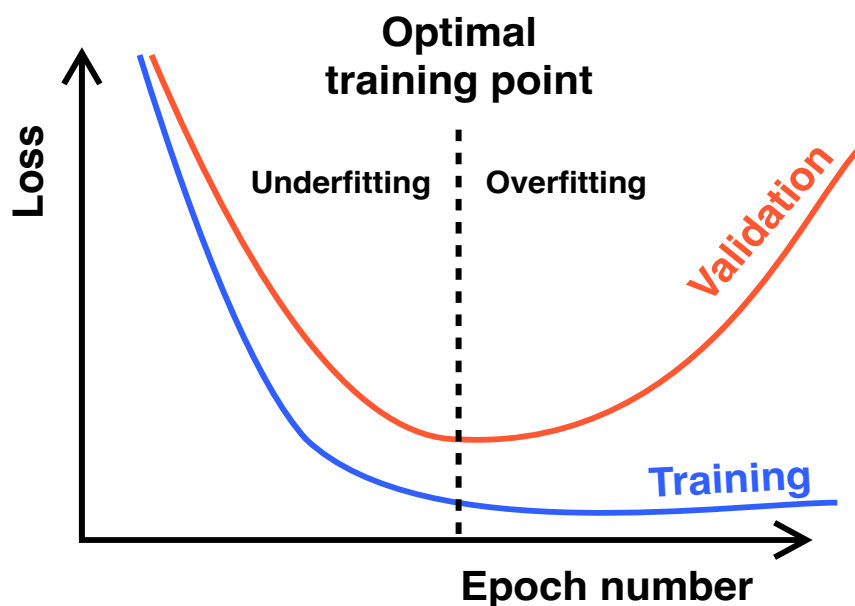


Figura 38: Esempio di Underfitting e Overfitting.

Più nello specifico, l'underfitting si verifica quando la rete non riesce ad apprendere in modo adeguato le relazioni presenti nei dati di addestramento, generando previsioni imprecise e poco rappresentative a causa di un numero non sufficiente di epoche; al contrario, l'overfitting si manifesta quando il modello apprende in maniera eccessiva i dettagli e le peculiarità del dataset di training, perdendo la capacità di generalizzare su nuovi dati e quindi ottenendo performance peggiori con il dataset di testing. Per evitare tali problematiche, risulta fondamentale eseguire un confronto sistematico dei risultati ottenuti da diverse sessioni di addestramento, variando il numero di epoche. L'andamento specifico della curva di addestramento rivela quando il modello si trova nei seguenti casi, come mostrato in Figura 38, dove vengono mostrate schematicamente le situazioni di underfitting e di overfitting in un processo di training.

6.3 Testing e risultati generali

L'obiettivo di questa sezione è quello di valutare le prestazioni del modello in funzione delle differenti configurazioni di preprocessing, data augmentation e numero di epoche, al fine di individuare la combinazione di parametri e tecniche più efficace per il riconoscimento dei componenti del pacco batteria. L'analisi è stata condotta attraverso lo studio dei principali indicatori di prestazione e mediante l'osservazione dell'andamento delle curve di perdita (loss), di precisione e di accuratezza del modello nel corso delle diverse sessioni di addestramento.

Per la valutazione quantitativa delle prestazioni sono state utilizzate alcune metriche standard nell'ambito del deep learning e, in particolare, della computer vision. Le curve di loss rappresentano l'errore commesso dal modello nel predire la posizione e la classe degli oggetti rispetto ai valori reali annotati nel dataset. Nello specifico, sono state considerate tre componenti della funzione di perdita:

- la `box_loss`, che misura la discrepanza tra le coordinate del bounding box predetto e quello reale;
- la `cls_loss`, che quantifica l'errore di classificazione della categoria dell'oggetto;
- la `dfl_loss`, che valuta la qualità della distribuzione dei bordi del bounding box.

La diminuzione di questi valori durante i cicli di addestramento indica un corretto apprendimento da parte del modello.

Oltre alla loss, sono state analizzate le metriche di precision, recall e mAP (mean Average Precision), parametri fondamentali per la valutazione dei modelli di rilevamento oggetti. La precision misura la proporzione di oggetti correttamente individuati rispetto al totale delle predizioni effettuate, indicando quindi la capacità del modello di evitare falsi positivi. La recall, al contrario, rappresenta la capacità del modello di rilevare effettivamente tutti gli oggetti presenti nell'immagine, riducendo i falsi negativi.

La mAP costituisce una metrica di sintesi che combina precision e recall valutandole su diversi livelli di soglia di confidenza; essa viene generalmente calcolata come media delle Average Precision (AP) ottenute per ciascuna classe. In particolare, la mAP50 indica il valore medio calcolato con una soglia di sovrapposizione tra bounding box predetto dalla rete neurale e reale pari al 50%, mentre la mAP50-95 rappresenta una media più rigorosa calcolata su più soglie comprese tra il 50% e il 95%, fornendo una valutazione complessiva più esigente della qualità del riconoscimento.

Infine, per completare l'analisi qualitativa del comportamento del modello, sono state utilizzate le matrici di confusione, le quali permettono di visualizzare le prestazioni della rete nel distinguere tra le varie classi di oggetti. Ciascuna cella della matrice indica la frequenza con cui una classe reale è stata identificata come appartenente a una determinata categoria predetta, consentendo di evidenziare eventuali confusioni tra componenti visivamente simili o errori sistematici di classificazione.

Nel complesso, l'analisi combinata di queste metriche e dei grafici di addestramento consente di comprendere in maniera approfondita il comportamento della rete YOLOv8 in relazione alle diverse configurazioni sperimentali, offrendo una valutazione completa delle sue capacità di apprendimento, generalizzazione e riconoscimento dei componenti all'interno del pacco batteria.

6.3.1 Risultati dell'addestramento

Il punto di partenza dell'analisi è valutare i risultati del training con il dataset composto dalle sole immagini originali, il DS1. Il set è composto da 100 immagini per il training e 45 di test per la validazione. Nella Figura 39 sono riportati i grafici relativi ad un'analisi con 300 epoche. I grafici riportano l'andamento delle metriche descritte nel precedente paragrafo al crescere del numero delle epoche. Nella Figura 39 i primi tre grafici della prima riga mostrano l'andamento delle curve di addestramento (train) mentre i primi tre della seconda mostrano l'andamento degli stessi valori per la fase di validazione (val). Gli ultimi due grafici di ogni riga sono relativi alle metriche di Precision, Recall e mAP. I risultati mostrano come, in un run con 300 epoche, le performance tendono a peggiorare con l'aumentare del numero di epoche, dopo una fase iniziale di miglioramento. Si osserva una precisione che non supera il 60%, analogamente al recall, mentre le metriche mAP50 e

mAP50-95 sono anche loro molto basse e mostrano segni di decrescita all'aumentare del numero delle epoche, indice di un processo di apprendimento non efficace.

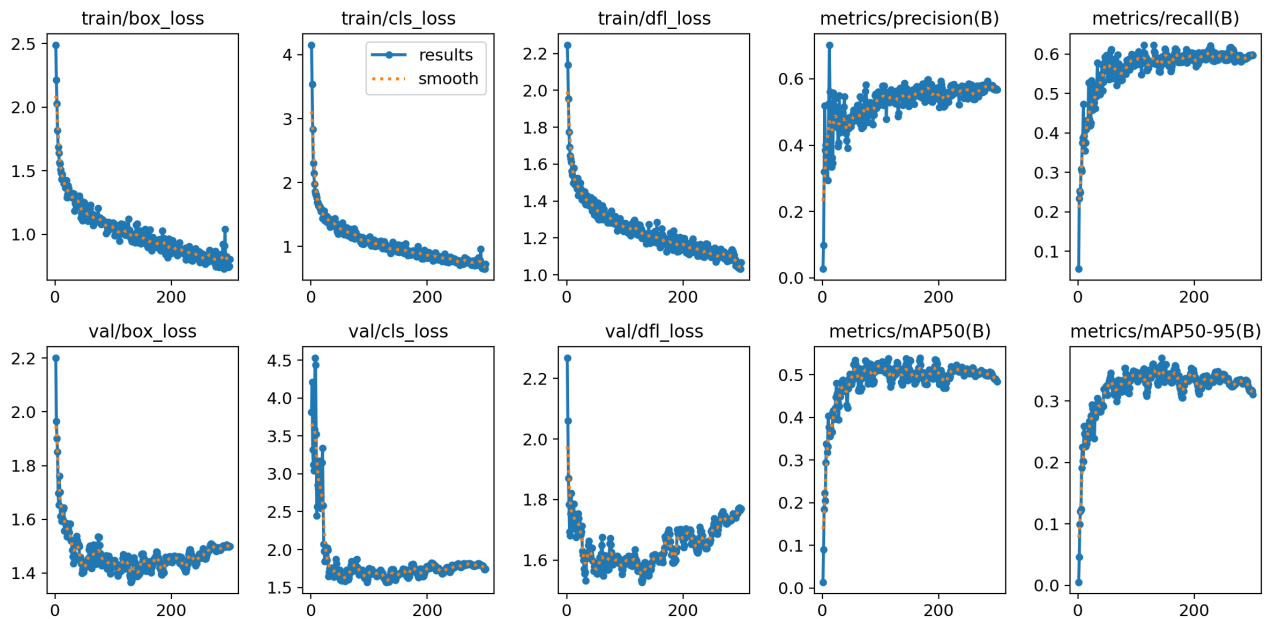


Figura 39: Dataset 1 - 300 Epoche

Grazie a questi grafici, ogni sessione consente di osservare l'andamento delle metriche di prestazione, come la perdita (loss) e l'accuratezza (accuracy), sia sui dati di training che su quelli di validazione, permettendo di individuare il punto in cui la rete raggiunge le migliori capacità di generalizzazione. Tale punto rappresenta l'ottimo dell'addestramento, ovvero la condizione in cui il modello ha appreso in modo sufficiente le caratteristiche rilevanti dei dati senza adattarsi eccessivamente ad essi. La scelta del numero ideale di epoche, pertanto, non può essere determinata a priori, ma deve derivare da un'analisi comparativa e sperimentale che tenga conto dell'evoluzione delle prestazioni nel tempo e del comportamento della rete nelle diverse fasi del processo di apprendimento.

Un ulteriore strumento di grande importanza per l'analisi del risultato del training sono le matrici di confusione, che permettono di visualizzare con quanta efficacia il sistema allenato è in grado di riconoscere effettivamente le varie categorie di oggetti di interesse. In un sistema ideale, la matrice di confusione normalizzata (nella quale cioè si riporta la percentuale di riconoscimento per ogni singola categoria) dovrebbe avere il 100% nella diagonale e niente altrove. Quando così non è, sono presenti valori anche nelle caselle non diagonali della matrice, che indicano sia oggetti non riconosciuti come fondo o fondo riconosciuto come oggetti (colonna a destra e riga in basso) oppure oggetti riconosciuti come tali ma etichettati in modo errato (caselle della matrice fuori dalla diagonale).

Nelle Figura 40 e Figura 41 sono riportate le matrici di confusione per il DS1 con 900 Epoche per il training e per la validazione. Dal confronto tra le due matrici di confusione si vede chiaramente come i valori diagonali per il riconoscimento degli oggetti piccoli come Bolt, Screw e Nut siano significativamente peggiori per la fase di validazione rispetto alla fase di training. Si nota peraltro come in entrambi i casi il problema principale del DS1 è che non permette al sistema un efficace

riconoscimento degli oggetti di piccole dimensioni, che peraltro sono gli elementi fondamentali di un sistema dedicato allo smontaggio delle batterie.

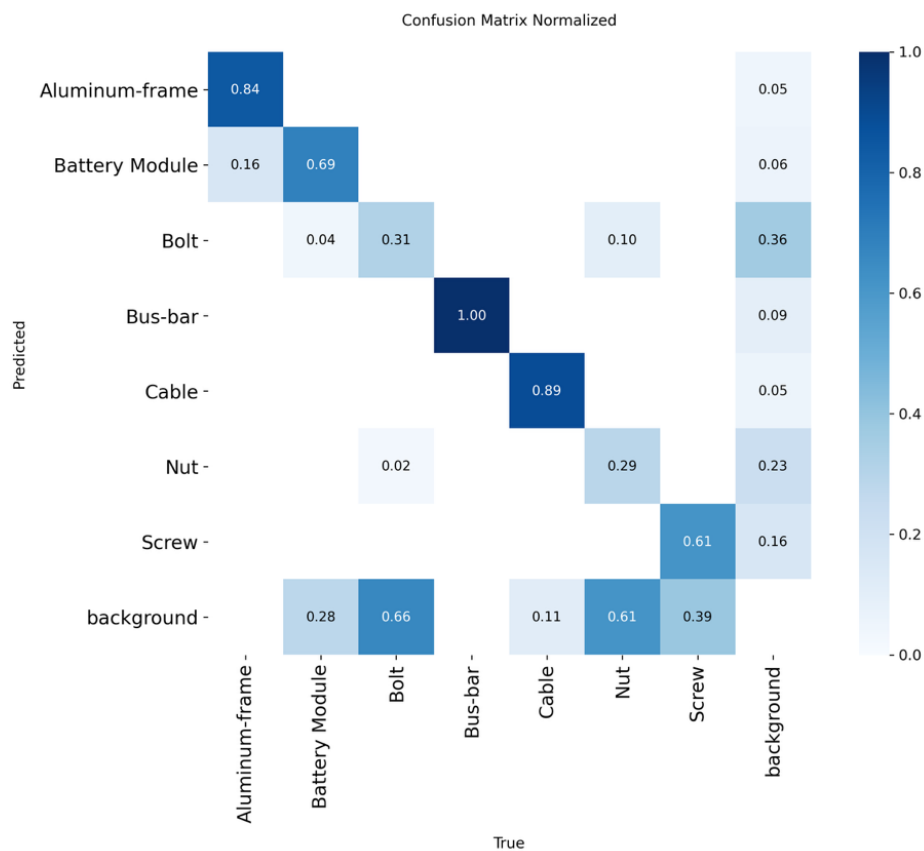


Figura 40: Confusion Matrix Normalized Training Dataset 1 - 900 Epoche

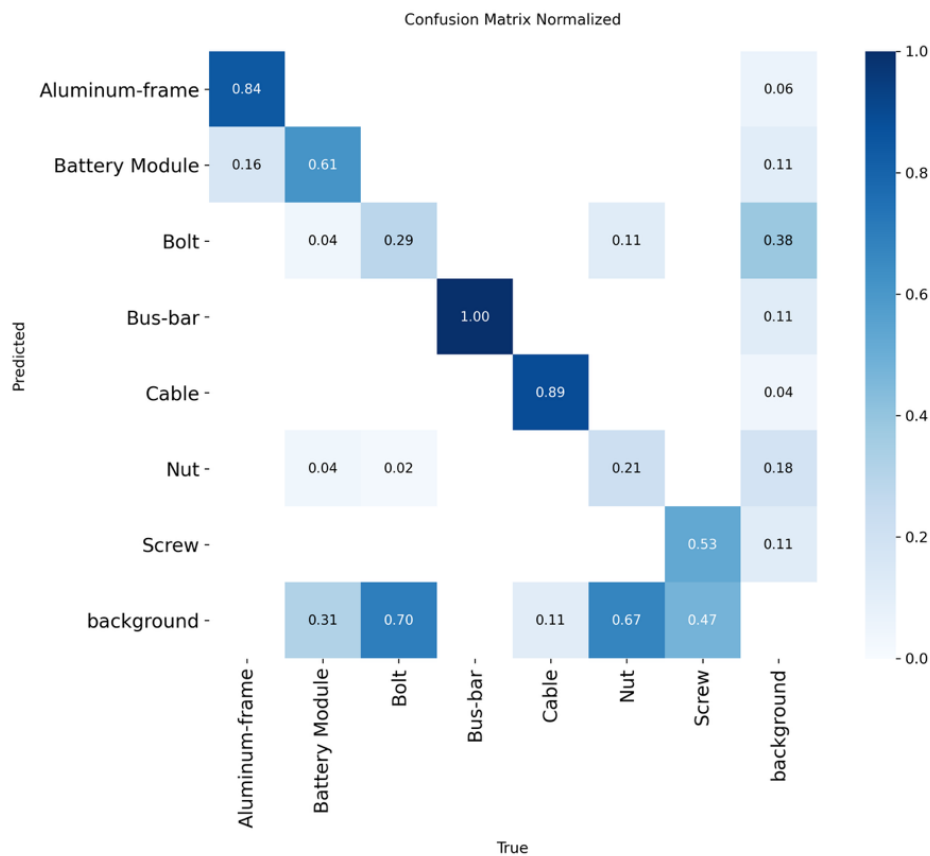


Figura 41: Confusion Matrix Normalized Validation Dataset 1 - 900 Epoche

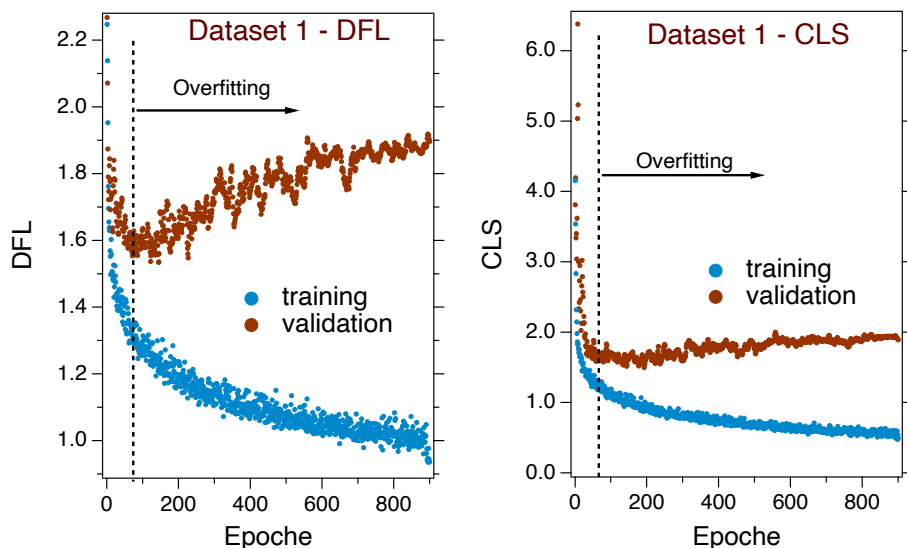


Figura 42: Confronto DFL Loss e CLS Loss tra Training e Validation - Dataset 1 - 900 Epoche

Sempre nella stessa analisi di un training con 900 epoche con il DS1, nella Figura 42 sono sovrapposti, al fine di facilitare il confronto, l'andamento delle loss DFL (a sinistra) per training e validation mentre la destra è riportata la sovrapposizione degli analoghi andamenti per le perdite CLS. Come si può vedere, c'è una significativa differenza di comportamento tra quanto il sistema di riconoscimento impara a identificare durante il training e quanto lo stesso sistema identifica durante l'analisi delle immagini di verifica: mentre durante il training i valori continuano a scendere, nella fase di verifica i

risultati, oltre un certo numero di epoche pari a circa 80, iniziano a peggiorare, perché inizia un circolo vizioso nel quale l'analisi del training comincia a girare a vuoto e diventa sempre meglio per riconoscere quanto è già noto ma progressivamente incapace di riconoscere gli oggetti in immagini nuove.

Per valutare i fenomeni di overfitting o underfitting, si è deciso di variare il numero di epoche previste per l'addestramento, eseguendo più sessioni con un intervallo compreso tra 150 e 1600 epoche, al fine di analizzare in modo approfondito l'evoluzione dei risultati e individuare il punto di equilibrio ottimale. Parallelamente, sono stati impiegati diversi dataset precedentemente elaborati, con l'obiettivo di valutare quale configurazione di dati garantisca le migliori prestazioni del modello in termini di accuratezza e capacità di generalizzazione. Questa metodologia sperimentale ha permesso di ottenere una valutazione comparativa più completa e di identificare le condizioni più favorevoli per un addestramento efficace della rete neurale. Sono qui di seguito ricordati i criteri costruttivi dei vari dataset, riassunti nella Tabella 1. Per ogni dataset, il set di immagini test da usare per la validazione è rimasto identico e pari a 45 immagini.

Tabella 1: Confronto caratteristiche Dataset

Dataset	Caratteristiche	Vantaggi principali cercati
DS1	Originale	Base di riferimento, dati reali
DS2	Mix di data augmentation e preprocessing con metodi diversi	Buona generalizzazione e stabilità
DS3	Come il Dataset 2 ma con più pre-processing e distorsione	Maggiore complessità
DS4	Scala di grigi	Maggiore robustezza luminosa
DS5	Distorsione	Migliore robustezza geometrica

Il DS2 è costituito da un set di 300 immagini realizzate con una varietà di metodi di data augmentation per fornire alla rete neurale un panorama vasto di possibili variazioni delle immagini. Il DS3, sempre composto da 300 immagini, pone maggior peso sulla distorsione, ma resta composto da un mix di immagini modificate con tecniche differenti. Il DS4 è come il DS1, ma con le immagini in bianco e nero, con l'idea quindi di porre l'accento sul contrasto e l'illuminazione. Il DS5 invece, anche lui con 300 immagini, è interamente composto da immagini distorte e non pre processate, con l'obiettivo di massimizzare le possibili modalità di visualizzazione dei vari componenti.

Nella Figura 43 sono mostrati i grafici relativi alla DFL loss per tutti i dataset che sono stati studiati.

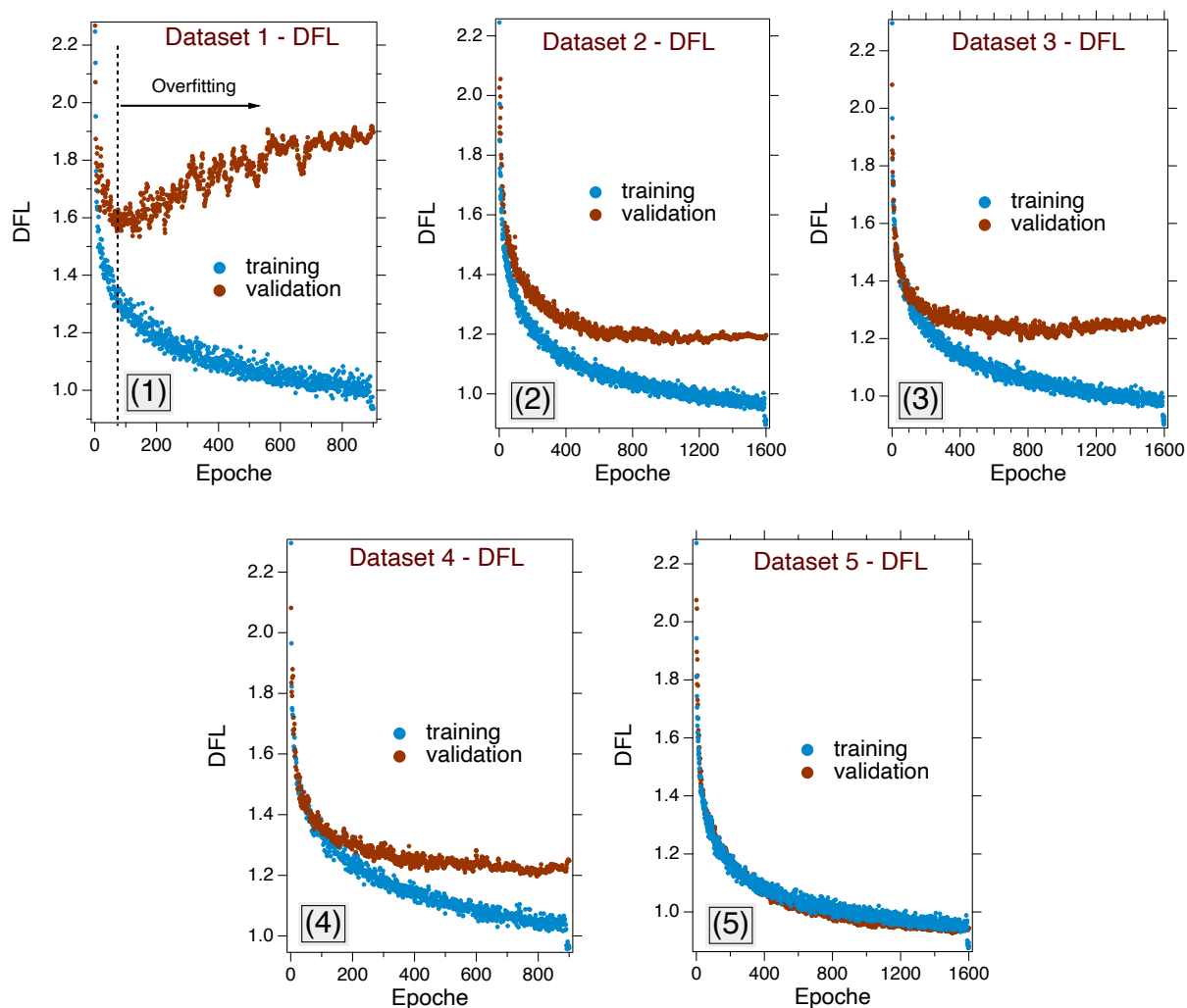


Figura 43: Confronto tra le loss DFL durante il training e la validazione

Dal confronto dei grafici della Figura 43 risulta di particolare interesse il DS5 per il quale anche a 1600 epoche non si osserva alcun fenomeno di overfitting. Tutti i grafici relativi alle analisi con i singoli dataset sono inseriti qui per economia di descrizione, ma sono riportati per completezza negli Allegati 1 e 2

Tabella 2: Valori delle metriche per i training rispetto ai diversi Dataset

Dataset	Epoche ottimali (stima)	Precision max	Recall max	mAP50	mAP50-95	Osservazioni
DS1	80	0,60	0,61	0,54	0,35	Risultato complessivo inferiore
DS2	1000	0,80	0,70	0,73	0,53	Overfitting più lento
DS3	800	0,73	0,68	0,68	0,51	Risultati inferiori a DS2
DS4	800	0,72	0,68	0,67	0,51	Risultati inferiori a DS2
DS5	1600	0,91	0,86	0,89	0,78	Risultato migliore per tutti i parametri

La Tabella 2 mostra per tutti i dataset il confronto tra i valori massimi di precision, recall, mAP50 e mAP50-95. Sulla base dei risultati della tabella risulta evidente che il DS5 permette di raggiungere risultati eccellenti e significativamente migliori rispetto agli altri Dataset. Si può anche vedere come il set iniziale prodotto con le tecniche di data augmentation, il DS2, permette anche lui di raggiungere risultati interessanti, con una precision che raggiunge 0,8 anche se, diversamente dal DS5, presenta un moderato grado di overfitting.

Se si va a considerare la matrice di confusione per la validazione del processo di apprendimento con il DS2 (Figura 44) si nota come il riconoscimento di oggetti piccoli migliori significativamente passando da 0,2 del DS1 a circa 0,5 per Nut e Bolt e a oltre 0,7 per le viti (Screw). È importante sottolineare che i DS3 e DS4 si attestano su valori di riconoscimento di Nut, Bolt e Screw intorno a 0,3, quindi inferiori ai risultati del DS2.

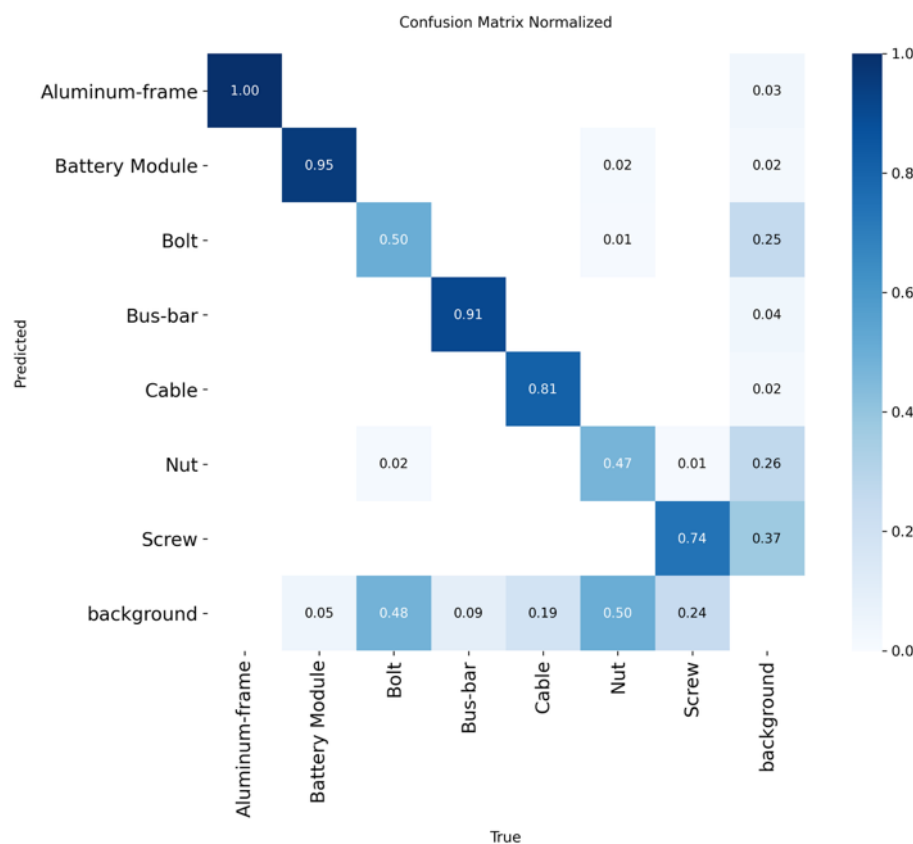


Figura 44: Confusion Matrix Normalized Validation - Dataset 2 - 1600 Epoche

Visto quanto appena dedotto dall'analisi dei vari Dataset, è opportuno quindi soffermarsi con maggior dettaglio sui risultati relativi al DS5, al fine di valutarne con maggiore precisione la portata e la validità. Al fine di facilitare un confronto con quanto visto per il DS1, nella Figura 45 sono riportati per il DS5 gli stessi grafici di output visti nella Figura 39.

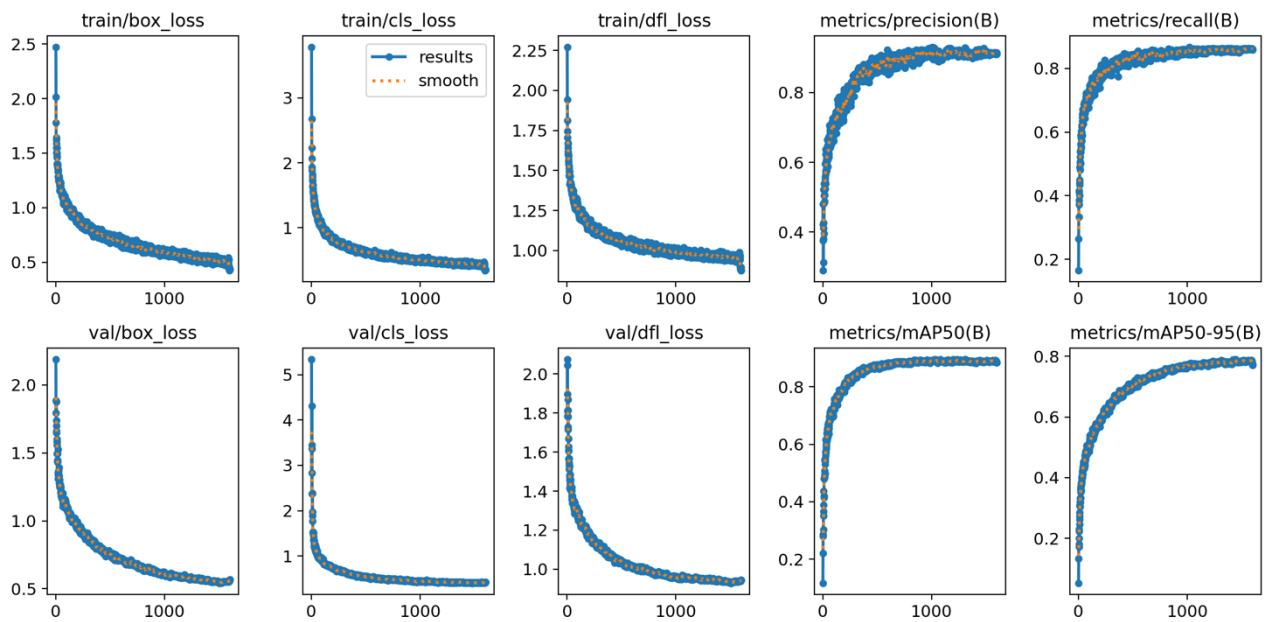


Figura 45: Dataset 2 - 1600 Epoche

I grafici mostrano come prima cosa che non ci sono differenze significative tra i grafici di training e i grafici di validazione, una dimostrazione di quanto con questo Dataset il processo di apprendimento sia efficace. Ma la migliore dimostrazione di quanto il processo sia efficace si può vedere dai grafici delle metriche: la precisione supera di poco il 90%, il recall raggiunge quasi il 90%, come anche la metrica mAP50, mentre la metrica mAP50-95 raggiunge un soddisfacente 80%. Con questi valori possiamo quindi certamente dire che il processo di apprendimento è stato efficace.

Si può quindi a questo punto approfondire il confronto e l'analisi andando a guardare le matrici di confusione, che sono in grado di indicarci quanto il modello di rete neurale sia in grado, alla fine del processo di apprendimento di riconoscere correttamente i singoli oggetti presenti nelle immagini. Le Figura 46 e Figura 47 mostrano, rispettivamente, la matrice di confusione per il training e la matrice di confusione per la validazione relative al training con il DS5 a 1600 epoche.

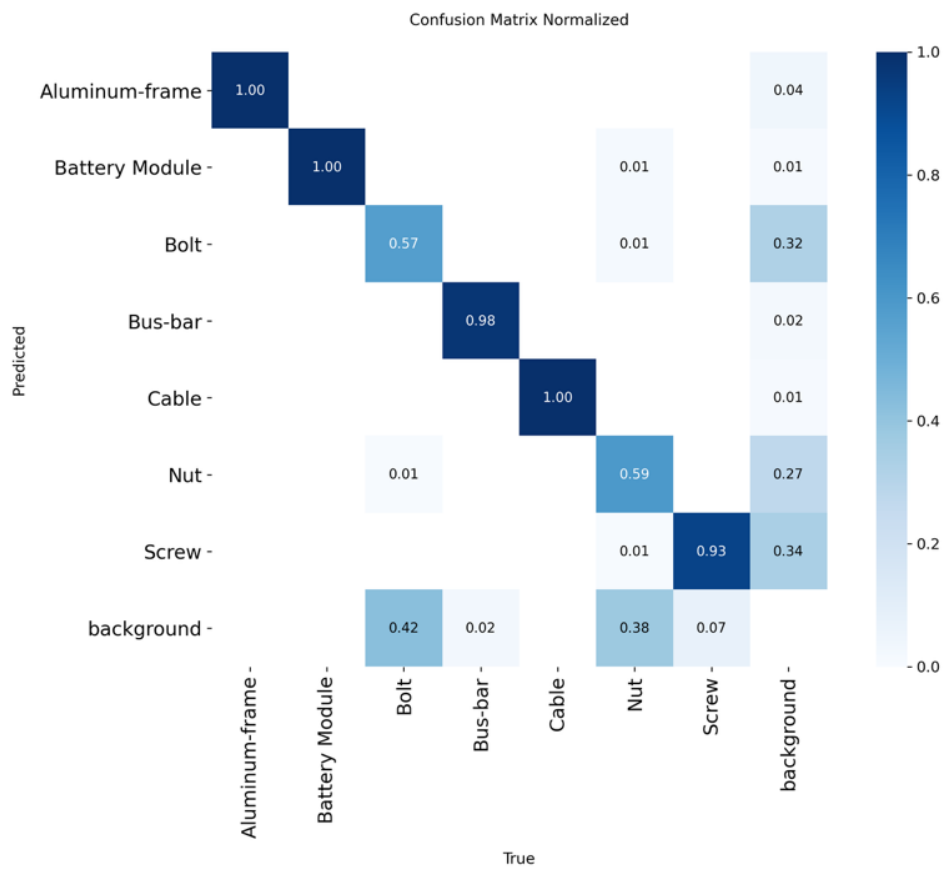


Figura 46: Confusion Matrix Normalized Training - Dataset 5 - 1600 Epoche

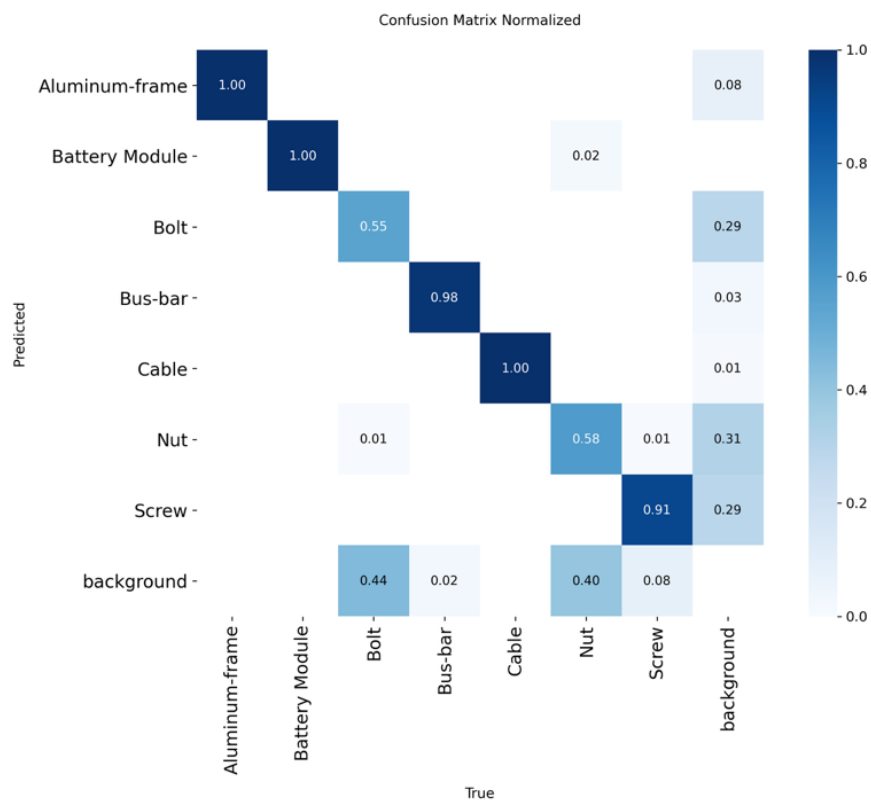


Figura 47: Confusion Matrix Normalized Validation - Dataset 5 - 1600 Epoche

La prima cosa che salta all'occhio è che le due matrici sono sostanzialmente identiche e che il peggioramento dei valori in fase di validazione è marginale, indicazione di un processo di apprendimento ottimale e senza overfitting: il sistema riconosce gli oggetti di interesse in fase di training le stesse percentuali con le quali li riconosce in fase di validation. Un secondo aspetto di particolare interesse è il miglioramento delle percentuali di riconoscimento degli oggetti piccoli, in particolare Nut, Bolt e Screw. Nel caso del DS1 le percentuali di riconoscimento in validazione di questi oggetti erano attestate sul 20%, mentre con il DS5 questi valori raggiungono circa il 60%.

Stante che gli oggetti di maggiori dimensioni come Bus-bar e Cable erano riconosciuti quasi perfettamente anche con il DS1, questo indica come il DS5 abbia comportato un miglioramento significativo proprio per gli oggetti di maggior interesse se si vuole andare a costruire una rete neurale efficace per poter guidare un sistema robotico di smontaggio automatico delle batterie.

Il fattore interessante di questo risultato deriva verosimilmente dalla composizione del set di immagini del DS5 rispetto agli altri Dataset presi in considerazione. Il DS5, infatti, è composto unicamente da immagini deformate in vario modo. Questa informazione ci indica chiaramente che il sistema di rete neurale impara in modo molto più efficace da set di immagini nelle quali la distorsione offre una maggiore variabilità dei bordi e delle dimensioni degli oggetti, permettendo al sistema di valorizzare parametri in grado di distinguere e identificare in modo affidabile anche gli oggetti più piccoli. Rispetto alle altre strategie di data augmentation, quindi, la distorsione è, nel nostro caso, la strategia più efficace che porta a risultati di tutto rispetto nel processo di apprendimento.

Per completezza, nella Figura 48 viene mostrato un collage di immagini con l'indicazione delle aree nelle quali il sistema neurale individua la presenza delle varie componenti di interesse. I riquadri colorati e i numeri sono i tag che il sistema mette per le varie categorie di oggetti.

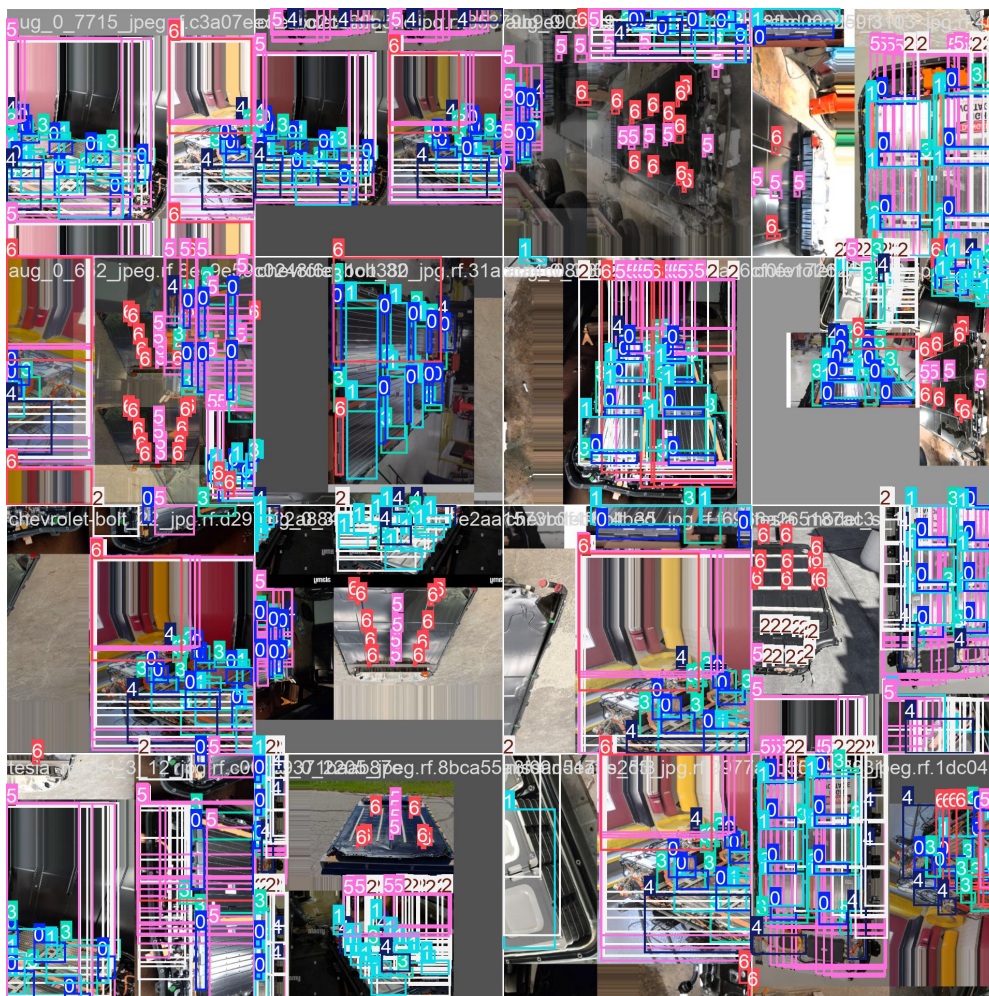


Figura 48: Esempio di output di riconoscimento componenti

6.3.2 Andamento complessivo dell'addestramento e risultati

In tutti i dataset si osserva un andamento coerente e stabile delle curve di addestramento. Le tre componenti principali della funzione di perdita, `box_loss`, `cls_loss` e `dfl_loss`, mostrano un progressivo e regolare decremento in fase di training, mentre per la fase di validazione la discesa è solo per la fase iniziale, seguita poi o da un aumento nei casi peggiori come i DS1 e DS3 o da un appiattimento nel caso dei DS2 e DS4. Fa eccezione il DS5, che invece mostra un'ottima sovrapposizione tra training e validazione. In condizioni ottimali, il training e la validazione devono essere sovrapposti, perché questo indica che quanto il sistema neurale pensa di aver appreso viene poi confermato nel riconoscimento di nuove immagini.

Nel caso dei DS1 e DS3, in particolare per il DS1, la variazione di pendenza delle curve di validazione indicano un progressivo allontanamento dell'efficienza di analisi dei nuovi dati rispetto alle attese legate ai risultati di training. Dalle matrici di confusione normalizzate (Vedi Allegato 2) si vede inoltre che nei primi quattro Dataset, in misura variabile, il riconoscimento non è efficace per gli oggetti di interesse di piccole dimensioni. Questo effetto, pur essendo questi oggetti molto più numerosi degli altri, probabilmente a causa delle dimensioni molto ridotte nelle immagini non sono risolti opportunamente e il sistema ha quindi difficoltà nel configurare i set di parametri adatti.

Appare quindi che il dataset originario non ha le caratteristiche sufficienti per un training efficace. Al fine di migliorare il training abbiamo, come descritto in precedenza, utilizzato strategie di data augmentation, che hanno portato a miglioramenti differenziati a seconda della strategia scelta.

A questo punto è possibile analizzare i risultati comparativi del training con i differenti Dataset. La Figura 49 mostra in confronto tra la precisione per i diversi Dataset. Si può vedere come la strategia di data augmentation porti in tutti i casi a un miglioramento rispetto al dataset iniziale, e anche come un aumento del numero di immagini di training contenute nel Dataset (100 per DS1 e DS4, 300 per DS2 e DS5) sia comunque rilevante per un training efficace.

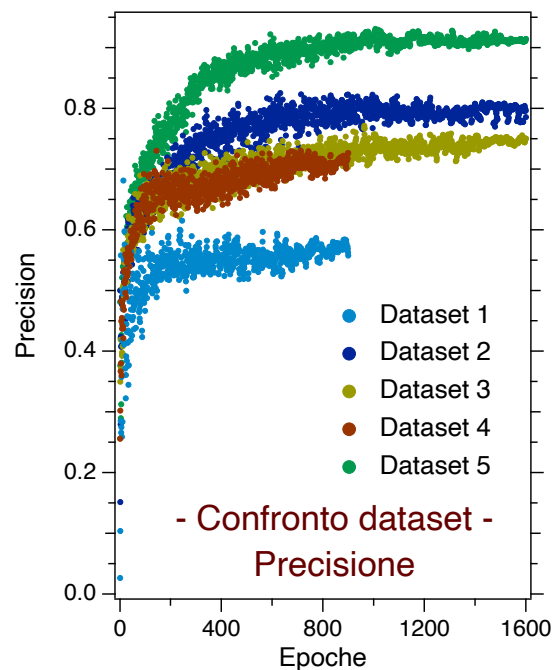


Figura 49: Confronto precisione tra i Dataset

Da un confronto tra le matrici di confusione di ogni Dataset, si vede chiaramente che in tutti i casi le classi Aluminum-frame, Bus-bar e Cable raggiungono in tutti i dataset valori di accuratezza compresi tra 0.85 e 1.00, segno che il modello è in grado di distinguere con chiarezza le strutture principali della batteria, che sono poi anche quelli di maggiori dimensioni.

Le classi più problematiche risultano invece Bolt, Nut e Screw, che presentano ricorrenze di confusione reciproca e frequenti assegnazioni al “background”. Ciò può essere attribuito alle loro dimensioni ridotte e alla somiglianza visiva in termini di forma e colore. Un confronto tra le matrici di confusione per tutti i Dataset mostra come l’utilizzo dei DS2 e DS5 porti ad un miglioramento significativo globale che è strettamente legato proprio al riconoscimento più affidabile di queste classi di oggetti di interesse. Per un confronto riassuntivo, ci si può quindi soffermare su questi dataset, rimandando agli allegati il dettaglio dei risultati per i DS3 e DS4, meno interessanti per un confronto dettagliato.

7 Conclusioni

Nel presente lavoro di tesi è stato affrontato il tema del disassemblaggio delle batterie dei veicoli elettrici attraverso l'impiego di tecniche di visione artificiale e reti neurali. Tale attività nasce dall'esigenza di automatizzare, o quantomeno supportare, le operazioni di smontaggio di pacchi batteria complessi, che rappresentano una fase cruciale sia per il riciclo dei materiali critici sia per la sicurezza degli operatori coinvolti. L'obiettivo principale è stato quello di addestrare un modello di rete neurale convoluzionale, basato sull'architettura YOLOv8, al fine di renderlo capace di riconoscere i principali componenti delle batterie presenti all'interno dei veicoli elettrici, per studiare la fattibilità di un futuro impiego in sistemi di disassemblaggio collaborativo uomo-robot.

Nel corso del lavoro è stata effettuata un'ampia analisi sulle varie architetture e tipologie di batterie che possono essere trovate attualmente sul mercato e sui processi di riciclo delle batterie, soffermandosi in particolare sulle tecniche pirometallurgiche e idrometallurgiche, che rappresentano oggi alcune delle soluzioni più utilizzate per il recupero dei metalli di valore. Sono inoltre state analizzate le sfide legate alla scalabilità dei processi di disassemblaggio collaborativo in contesti industriali, focalizzandosi soprattutto sulla mancanza di standard di costruzione delle batterie che permettano una standardizzazione dei processi e delle task affidate ai robot.

La fase sperimentale della tesi è stata sull'addestramento di un modello YOLOv8 utilizzando un dataset pubblico ottenuto tramite la piattaforma Roboflow. Le immagini, caratterizzate da fotografie di batterie di veicoli elettrici in varie fasi di disassemblamento, con i vari componenti etichettati, sono state suddivise in insiemi di addestramento e validazione. Sono state applicate diverse tecniche di preprocessing e data augmentation per potenziare e migliorare l'addestramento della rete neurale.

Le metriche adottate per l'analisi – tra cui Precision, Recall, mAP50 e mAP50-95 – hanno permesso di quantificare l'efficacia dei vari addestramenti e di confrontare i risultati ottenuti con i diversi dataset e configurazioni. I grafici delle curve Precision-Recall e BoxR hanno permesso di individuare quali dataset portassero un miglioramento progressivo della capacità di riconoscimento, in particolare in funzione della modalità scelta per il data augmentation.

Questo lavoro ha da un lato mostrato la validità delle tecniche di data augmentation per migliorare sensibilmente la precisione e l'affidabilità di un processo di training di una rete neurale per il riconoscimento di immagini quando il set di immagini che si ha a disposizione non sia sufficientemente ampio e/o variegato, dall'altro ha mostrato quanto peso possa avere la modalità scelta per il data augmentation. In particolare, l'analisi comparativa dei risultati ha mostrato come l'aumento del numero di epoche e la diversificazione del dataset abbiano contribuito a un affinamento delle capacità di generalizzazione del modello fino al portare il risultato a livelli di un sistema di produzione.

Un aspetto rilevante che risulta dall'analisi è che mentre i componenti di grandi dimensioni sono riconosciuti facilmente dal sistema anche con poche immagini e poche interazioni, questo non è vero per gli oggetti di piccola dimensione, per i quali serve un set di riferimento più ampio. Inoltre, in questo studio è stato possibile mettere in evidenza come, a parità del numero di immagini, abbia un peso rilevante l'utilizzo maggioritario di immagini per le quali il processo di data augmentation abbia

incluso l'aggiunta di una distorsione. Se con un set variegato di immagini con data augmentation si passa da una precisione di 0,6 a una di 0,8, e nel dataset che utilizza soltanto distorsione si supera il valore 0,9. Di particolare interesse anche il fatto che nel set con distorsione non si osserva alcun effetto di overfitting anche con un apprendimento con 1600 epoche, indice di un processo di training graduale e molto più efficace che nel caso degli altri dataset per i quali l'overfitting era presente già per poche centinaia di epoche.

Nel caso del dataset migliore, inoltre, le matrici di confusione mostrano come il riconoscimento degli oggetti di piccola dimensione sia passato da un valore di 0,2 circa con il set originario ad un valore molto più accettabile di oltre 0,6 o anche 0,7 secondo la tipologia. Data la rilevanza degli oggetti piccoli come viti, dadi e bulloni nel processo di smontaggio di una batteria, l'indicazione di questo studio sulla migliore metodologia per ottimizzare il loro riconoscimento è sicuramente un'informazione di interesse generale.

In conclusione, il lavoro svolto in questa tesi ha dimostrato il raggiungimento di un efficace addestramento di reti di deep learning per il riconoscimento dei componenti di batterie per veicoli elettrici, un primo passo verso essenziale verso futuri sviluppi nel campo dell'automazione industriale e del disassemblaggio sostenibile.

Il passo successivo diventa quello dell'integrazione di questi modelli correttamente addestrati con sistemi robotici collaborativi. Come è stato discusso in vari capitoli, il raggiungimento di questo obiettivo permetterebbe di avere una gestione più sicura, efficiente e anche flessibile dei processi di smontaggio delle batterie, cosa che favorirebbe anche un'economia circolare per la vita delle batterie, favorendone il riciclo e il riutilizzo. Gli sviluppi futuri di questo approccio beneficerebbero sicuramente della definizione di uno standard di costruzione delle batterie, che permetta quindi di ampliare i dataset utili per l'addestramento delle reti neurali e che permetteranno la standardizzazione dei processi di disassemblaggio.

8 Bibliografia

- [1] Deloitte, 2024 Global Automotive Consumer Study, Gennaio 2024.
- [2] Statista, eMobility in-depth report, 2024.
- [3] K. e. al., «Robotides disassembly of electric vehicle batteries: A systematic literature review,» *Journal of Manufacturing Systems*, n. 74, pp. 901-921, 2024.
- [4] Scopus, «scopus.com,» [Online]. Available: <https://www-scopus-com.ezproxy.biblio.polito.it/pages/home?display=basic#basic>.
- [5] Roboflow, «roboflow.com,» [Online]. Available: <https://roboflow.com>.
- [6] Ultralytics, «YOLOV8,» [Online]. Available: <https://yolov8.com>.
- [7] Google, «Google Claboratory,» [Online]. Available: <https://colab.research.google.com>.
- [8] Mckinsey & Co., «mckinsey.com,» [Online]. Available: <https://www.mckinsey.com/industries/automotive-and-assembly/our-insights/could-extended-range-evs-nudge-more-car-buyers-toward-full-electric>.
- [9] A. S. e. al., «Review of design considerations and technological challenges for successful development and deployment of plug-in hybrid electric vehicles,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2010.
- [10] Geopop, [Online]. Available: <https://www.geopop.it>.
- [11] M. e. al., «Second-life battery energy storage system for energy sustainability: Recent advancements, key takeaways and future perspectives,» *Jurnal of Energy Storage*, vol. 123, n. 116808, 2025.
- [12] R. J. e. al., «Impact of electric vehicle battery cecycling on reducing raw material demand and battery life-cycle carbon emissions in China,» *Scientific Report*, 2025.
- [13] Redwood Materials, «redwoodmaterials.com,» [Online]. Available: <https://www.redwoodmaterials.com>.
- [14] Unione Europea, [Online]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/IT/TXT/PDF/?uri=CELEX:32023R1542>.
- [15] A. S. Matteo Cavalletti, «Il riciclo delle batterie al litio,» *Chimica & Elettrochimica*, 2025.
- [16] B. Swain, «Recovery and recycling of lithium: A review,» *ScienceDirect*, 2017.
- [17] B. B. K. a. al., «Recycling of spent lithium-ion batteries for a sustainable future: recent advancements,» *Chem Soc Rev*, 2024.
- [18] G. L., «The future of automotive lithium-ion battery recycling: charting a sustainable course,» *Sustain Mater Technol.*, 2014.
- [19] F. E. e. al., «Sustainable recycling technology for li-ion batteries and beyond: challenges and future prospects.,» *Chem Rev.*, 2020.
- [20] Y. L. i. P. J. L. Zhiwen Zhou, «Comparative Life Cycle Assessment of Merging Recycling Methods for Spent Lithium Ion Batteries,» *energies*, 2023.
- [21] C. A. e. al., «A brief review on hydrometallurgical technologies for recycling spent lithium-ion batteries,» 2013.
- [22] Nazioni Unite, «un.org,» [Online]. Available: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/energy/>. [Consultato il giorno 2025].
- [23] Tesla, [Online]. Available: https://www.tesla.com/it_it/model3.

- [24] CATL, [Online]. Available: <https://www.catl.com/it/>.
- [25] NorthVolt, [Online]. Available: <https://northvolt.com>.
- [26] T. L. Factor, «YouTube,» 15 Dicembre 2021. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=4-1psMHSpKs&t=887s>.
- [27] Zanichelli, [Online]. Available: <https://www.zanichelli.it>.
- [28] N. B. e. al., «Advancements in lithium-ion batteries: sustainability and market impact,» 2025.
- [29] K. J. e. al., «Safer electrolytes for lithium-ion batteries: state of the art and perspectives.,» *Chemsuschem*, 2015.
- [30] Profishop, «profishop.it,» 28 Febbraio 2025. [Online]. Available: https://www.jungheinrich-profishop.it/it/profi-guide/funzionamento-batteria-litio/?srsId=AfmBOoon2Mv8qLHRB6kFI_9C96Uo65vrtmiShLIEq1DRwpJpiLpX-_K8. [Consultato il giorno 10 Maggio 2025].
- [31] autoberufe, «autoberufe.ch,» [Online]. Available: https://www.autoberufe.ch/system/files/agvs/6-2_prinzip-li-ionen_32-21_i.pdf. [Consultato il giorno 10 Maggio 2025].
- [32] R. e. al, «Kinetics of Lithium Nickel Cobalt Oxide Electrode Material for Lithium-Ion Batteries,» *ECS Meeting Abstracts*.
- [33] Flash Battery, «flashbattery.tech,» 23 Gennaio 2020. [Online]. Available: <https://www.flashbattery.tech/it/blog/celle-litio-batterie-industriali/>. [Consultato il giorno 11 Maggio 2025].
- [34] E. Gilio, «motorionline.net,» 22 Ottobre 2024. [Online]. Available: <https://motorionline.net/quali-sono-i-rischi-legati-ai-veicoli-elettrici?utm>. [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].
- [35] Y. C. e. al., «A review of lithium-ion battery safety concerns: The issues, strategies, and testing standards,» *Journal of Energy Chemistry*, vol. 59, pp. 83-99, 2021.
- [36] BYD, «byd.com,» 2025. [Online]. Available: <https://www.byd.com/eu/technology/byd-blade-battery>. [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].
- [37] S. B. e. al., «Design, properties, and manufacturing of cylindrical Li-ion battery cells—a generic overview,» *Batteries*, vol. 9, 2023.
- [38] notebookcheck.com, [Online]. Available: <https://www.notebookcheck.com>.
- [39] HuntKey, «huntkeyenergystorage.com,» 2025. [Online]. Available: <https://www.huntkeyenergystorage.com/it/pouch-battery/>. [Consultato il giorno 11 Maggio 2025].
- [40] Precitec, «precitec.com,» 2025. [Online]. Available: <https://www.precitec.com/it/e-mobility/batteria/#:~:text=Celle%20cilindriche&text=Di%20solito%20sono%20pi%C3%B9%20piccole,dimensioni%2C%20come%20la%20nota%204680..>. [Consultato il giorno 10 Maggio 2025].
- [41] elettronauti.it, [Online]. Available: <https://elettronauti.it>.
- [42] xrayconsult.it, [Online]. Available: <https://www.xrayconsult.it/blog/?la-microtomografia-per-la-verifica-delle-batterie->.
- [43] Smart Propel, «smartpropel.com,» 23 Aprile 2025. [Online]. Available: <https://www.smartpropel.com/it/cella-cilindrica-cella-prismatica-e-cella-a-sacchetto-qual-e-la-migliore-per-le-batterie-di-accumulo-dellenergia-solare/>. [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].

- [44] F. Barontini, «insideevs.it,» 27 Dicembre 2023. [Online]. Available: <https://insideevs.it/news/701856/celle-prismatiche-batterie-ioni-litio/>. [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].
- [45] insideevs.it, [Online]. Available: <https://insideevs.it>.
- [46] M. Kane, «Inside EVs,» 24 Maggio 2022. [Online]. Available: <https://insideevs.it/news/587576/tesla-batterie-tipologia-chimica/>. [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].
- [47] S. Kothari, «Inside EVs,» 8 Novembre 2024. [Online]. Available: <https://insideevs.it/news/740357/rivian-r2-batterie-4695/#:~:text=Promesso%20sposo%20del%20mercato%20europeo,di%20fornitura%20con%20la%20Casa..> [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].
- [48] S. Kothari, «Inside EVs,» 9 Giugno 2023. [Online]. Available: <https://insideevs.it/news/671342/batteria-lucid-air-smontata-video/>. [Consultato il giorno 12 Maggio 2025].
- [49] Lucid, «lucidmotors.com,» [Online]. Available: <https://lucidmotors.com/knowledge/vehicles/technology/tech-talks>. [Consultato il giorno 13 Maggio 2025].
- [50] turbosquid.com, [Online]. Available: <https://www.turbosquid.com/3d-models/tesla-model-s-battery-pack-3d-model-1948795>.
- [51] Gruber Motor Company, «Youtube,» 22 Ottobre 2022. [Online]. Available: https://www.youtube.com/watch?v=F-B_8oMZNel. [Consultato il giorno 13 Maggio 2025].
- [52] CATL, «catl.com,» 23 Giugno 2022. [Online]. Available: <https://www.catl.com/en/news/958.html>. [Consultato il giorno 13 Maggio 2025].
- [53] CATL, «catl.com,» 10 Settembre 2019. [Online]. Available: <https://www.catl.com/en/news/468.html>. [Consultato il giorno 13 Maggio 2025].
- [54] M. C. Matteo Fervorari, «In-depth analysis of electric vehicles battery pack structure and disassembly procedure for the application of circular economy strategies,» *Science Direct*, 2024.
- [55] M. Nielsen, Neural Networks and Deep Learning.
- [56] J. X. e. al., «Multi-Agent Reinforcement Learning Method for Disassembly Sequential Task Optimization Based on Human–Robot Collaborative Disassembly in Electric Vehicle Battery Recycling,» *Journal of Manufacturing Science and Engeneering*, vol. 145, n. 121001, 2023.
- [57] W. H. C. F. D. K. D. S. K. Kathrin Wegenera, «Robot assisted disassembly for the recycling of electric vehicle batteries,» *ScienceDirect*, 2015.
- [58] J. H. e. al., «Technoeconomic Assessment of Electric Vehicle Battery Disassembly–Challenges and Opportunities From a Robotics Perspective,» *IEEE Access*, 2024.
- [59] W. e. al., «A systematic review on lithium-ion battery disassembly processes for efficient recycling,» *batteries*, 2023.
- [60] S. W. e. al., «Post-mortem analysis-based framework for automated disassembly processes of retired electric vehicle lithium-ion batteries,» *Journal of Energy Storage*, vol. 114, n. 115723, 2025.
- [61] L. N. Smith, «A disciplined approach to neural network hyper-parameters: Part 1 – learning rate, batch size, momentum, and weight decay,» US Naval Research Laboratory Washington, DC, USA.

aAllegato 1 – Codice della rete neurale

```
# =====
# 0) AMBIENTE COLAB: GPU, LIBRERIE, REPRODUCIBILITÀ
# =====
!nvidia-smi -L || echo "GPU non rilevata. In Colab: Runtime > Change runtime
type > GPU"
!python -V

# Installazione librerie
%pip -q install --upgrade ultralytics roboflow==1.* opencv-python
matplotlib==3.* seaborn==0.* ipywidgets==8.*

import random, os, numpy as np, torch
SEED = 42
random.seed(SEED)
np.random.seed(SEED)
torch.manual_seed(SEED)
torch.cuda.manual_seed_all(SEED)
os.environ["PYTHONHASHSEED"] = str(SEED)

import ultralytics
from ultralytics import YOLO
import cv2, json, glob, shutil, matplotlib.pyplot as plt, seaborn as sns
print("Ultralytics:", ultralytics.__version__)
print("Torch:", torch.__version__, "| CUDA available:",
torch.cuda.is_available())

# 1) Download Roboflow → YOLOv8 con patch dei percorsi in data.yaml
#     e creazione automatica della split di validation se assente

from roboflow import Roboflow
import os, yaml, random, glob, shutil

# --- Credenziali progetto ---
ROBOFLOW_API_KEY = "i08Lcu7ZuSFsVBEvkJQC"
WORKSPACE = "matteo-mula-l0q9w"
PROJECT = "ev-battery-pack-5q4ma"
DATASET_VERSION = 5
# -----

VAL_FRACTION = 0.15
RANDOM_SEED = 42
IMG_EXTS = (".jpg", ".jpeg", ".png", ".bmp", ".tif", ".tiff")
```



```

rf = Roboflow(api_key=ROBOFLOW_API_KEY)
project = rf.workspace(WORKSPACE).project(PROJECT)
rf_version = project.version(DATASET_VERSION)

target_dir = "/content/datasets"
dataset = rf_version.download("yolov8", location=target_dir)

data_yaml = os.path.join(dataset.location, "data.yaml")

train_images = os.path.join(dataset.location, "train", "images")
train_labels = os.path.join(dataset.location, "train", "labels")

val_images_candidates = [
    os.path.join(dataset.location, "val", "images"),
    os.path.join(dataset.location, "valid", "images"),
]
val_labels_candidates = [
    os.path.join(dataset.location, "val", "labels"),
    os.path.join(dataset.location, "valid", "labels"),
]

val_images_dir = next((p for p in val_images_candidates if
os.path.isdir(p)), None)
val_labels_dir = None
if val_images_dir:
    idx = val_images_candidates.index(val_images_dir)
    val_labels_dir = val_labels_candidates[idx]

if not val_images_dir:
    val_images_dir = os.path.join(dataset.location, "valid", "images")
    val_labels_dir = os.path.join(dataset.location, "valid", "labels")
    os.makedirs(val_images_dir, exist_ok=True)
    os.makedirs(val_labels_dir, exist_ok=True)

all_train_imgs = sorted([p for p in glob.glob(os.path.join(train_images,
"*"))
                        if p.lower().endswith(IMG_EXTS)])

candidate_pairs = []
for img_path in all_train_imgs:
    stem = os.path.splitext(os.path.basename(img_path))[0]
    lbl_path = os.path.join(train_labels, stem + ".txt")
    if os.path.isfile(lbl_path):
        candidate_pairs.append((img_path, lbl_path))

random.seed(RANDOM_SEED)
k = max(1, int(len(candidate_pairs) * VAL_FRACTION)) if
len(candidate_pairs) > 0 else 0
moved = 0
if k > 0:

```

```

        for img_path, lbl_path in random.sample(candidate_pairs, k):
            shutil.move(img_path, os.path.join(val_images_dir,
os.path.basename(img_path)))
            shutil.move(lbl_path, os.path.join(val_labels_dir,
os.path.basename(lbl_path)))
            moved += 1

    print(f"Validation assente: creati {val_images_dir} e {val_labels_dir}.
Spostati {moved} campioni.")

test_images = os.path.join(dataset.location, "test", "images")
test_labels = os.path.join(dataset.location, "test", "labels")
has_test = os.path.isdir(test_images) and os.path.isdir(test_labels)

with open(data_yaml, "r") as f:
    cfg = yaml.safe_load(f) or {}

cfg["path"] = dataset.location
cfg["train"] = train_images
cfg["val"] = val_images_dir
if has_test:
    cfg["test"] = test_images
else:
    cfg.pop("test", None)

with open(data_yaml, "w") as f:
    yaml.safe_dump(cfg, f, sort_keys=False)

def safe_isdir(p):
    return isinstance(p, str) and os.path.isdir(p)

print("data.yaml:", data_yaml)
print("train:", cfg.get("train"), "->", safe_isdir(cfg.get("train")))
print("val:", cfg.get("val"), "->", safe_isdir(cfg.get("val")))
print("test:", cfg.get("test") if cfg.get("test") else "assente",
      "->", safe_isdir(cfg.get("test")) if cfg.get("test") else "assente")

# =====
# 2) SCELTA E INIZIALIZZAZIONE DEL MODELLO YOLOv8
# con risoluzione robusta di 'data_yaml' se non definito
# =====

import os, yaml, time
from ultralytics import YOLO

try:
    data_yaml
except NameError:
    candidates = []

```

```

for root in ["/content/datasets", "/content"]:
    for dirpath, dirnames, filenames in os.walk(root):
        if "data.yaml" in filenames:
            candidates.append(os.path.join(dirpath, "data.yaml"))
if not candidates:
    raise FileNotFoundError(
        "Impossibile trovare 'data.yaml'. Esegui prima il punto 1
(download e preparazione del dataset).")
    )

data_yaml = max(candidates, key=os.path.getmtime)

print("Usando data.yaml:", data_yaml)

MODEL_NAME = "yolov8s.pt"
model = YOLO(MODEL_NAME)

with open(data_yaml, "r") as f:
    cfg = yaml.safe_load(f) or {}

names = cfg.get("names")
print("Classi:", names if names is not None else "non specificate nel YAML")

# =====
# 3) ADDESTRAMENTO
#   Nota: modifica gli iperparametri in base al dataset e alle risorse
# =====

EPOCHS = 900
IMG_SIZE = 640
BATCH = 16
PATIENCE = 300          # early stopping
LR0 = 0.01              # learning rate iniziale
WEIGHTS_DIR = "runs/detect"

results = model.train(
    data=data_yaml,
    epochs=EPOCHS,
    imgsz=IMG_SIZE,
    batch=BATCH,
    device=0 if torch.cuda.is_available() else "cpu",
    project=WEIGHTS_DIR,
    name="exp_yolov8_battery",
    optimizer="auto",
    lr0=LR0,
    patience=PATIENCE,
    augment=True,
    hsv_h=0.015, hsv_s=0.7, hsv_v=0.4, # augmentazione colore
    degrees=0.0, translate=0.1, scale=0.5, shear=0.0, perspective=0.0,

```

```

        mosaic=1.0, mixup=0.1, flipplr=0.5, flipud=0.0,
        pretrained=True,
        seed=SEED,
        val=True
    )

print("Percorso run:", results.save_dir)

# =====
# 4) VALUTAZIONE SU VALIDATION/TEST
#     Se il tuo data.yaml definisce 'test', verrà usato dal metodo .val
# =====

best_pt = os.path.join(str(results.save_dir), "weights", "best.pt")
assert os.path.exists(best_pt), "best.pt non trovato."
model_best = YOLO(best_pt)

metrics = model_best.val(data=data_yaml, imgsz=IMG_SIZE, batch=BATCH,
device=0 if torch.cuda.is_available() else "cpu")
print(metrics)

metrics_path = os.path.join(str(results.save_dir), "metrics_summary.json")
with open(metrics_path, "w") as f:
    json.dump(metrics, f, indent=2, default=lambda o: float(o) if hasattr(o,
 "__float__") else str(o))
print("Salvato:", metrics_path)

# =====
# 5) VISUALIZZAZIONE METRICHE CHIAVE E CONFUSION MATRIX
# =====

from ultralytics.utils import LOGGER
import pandas as pd

# YOLO genera già grafici in runs/detect/exp_yolov8_battery; qui carichiamo
qualche file utile
exp_dir = str(results.save_dir)
print("Exp dir:", exp_dir)

# Grafici salvati automaticamente: results.png, confusion_matrix.png,
F1_curve.png, PR_curve.png, P_curve.png, R_curve.png
for fig in ["results.png", "confusion_matrix.png", "PR_curve.png"]:
    p = os.path.join(exp_dir, fig)
    if os.path.exists(p):
        display(None)
        from IPython.display import Image, display
        display(Image(filename=p))
    else:

```

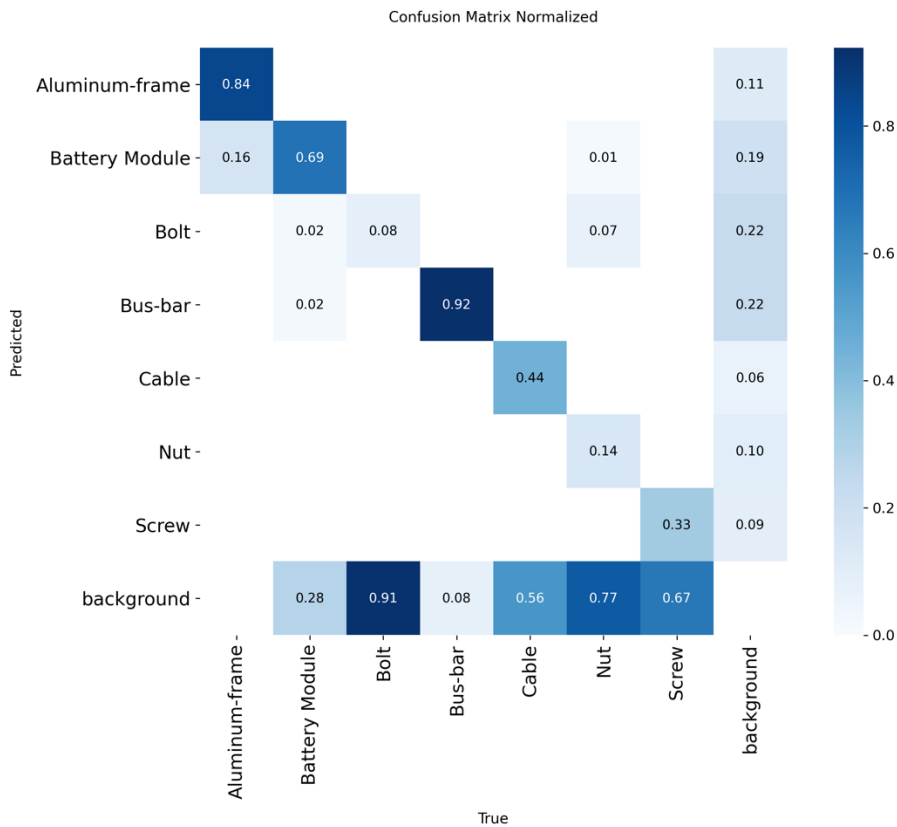
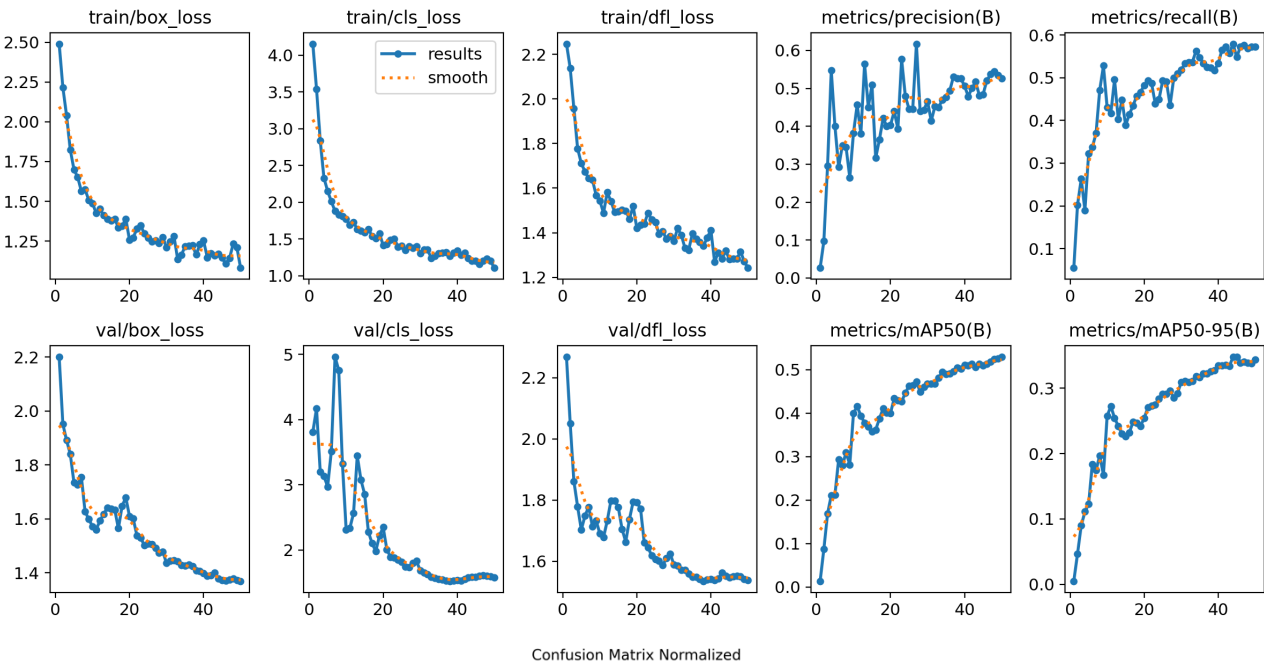
```
print(f"Figura non trovata: {p}")

# Carica results.csv per un confronto epoca-epoca
csv_path = os.path.join(exp_dir, "results.csv")
if os.path.exists(csv_path):
    import pandas as pd
    df = pd.read_csv(csv_path)
    display(df.tail())
else:
    print("results.csv non trovato.")
```

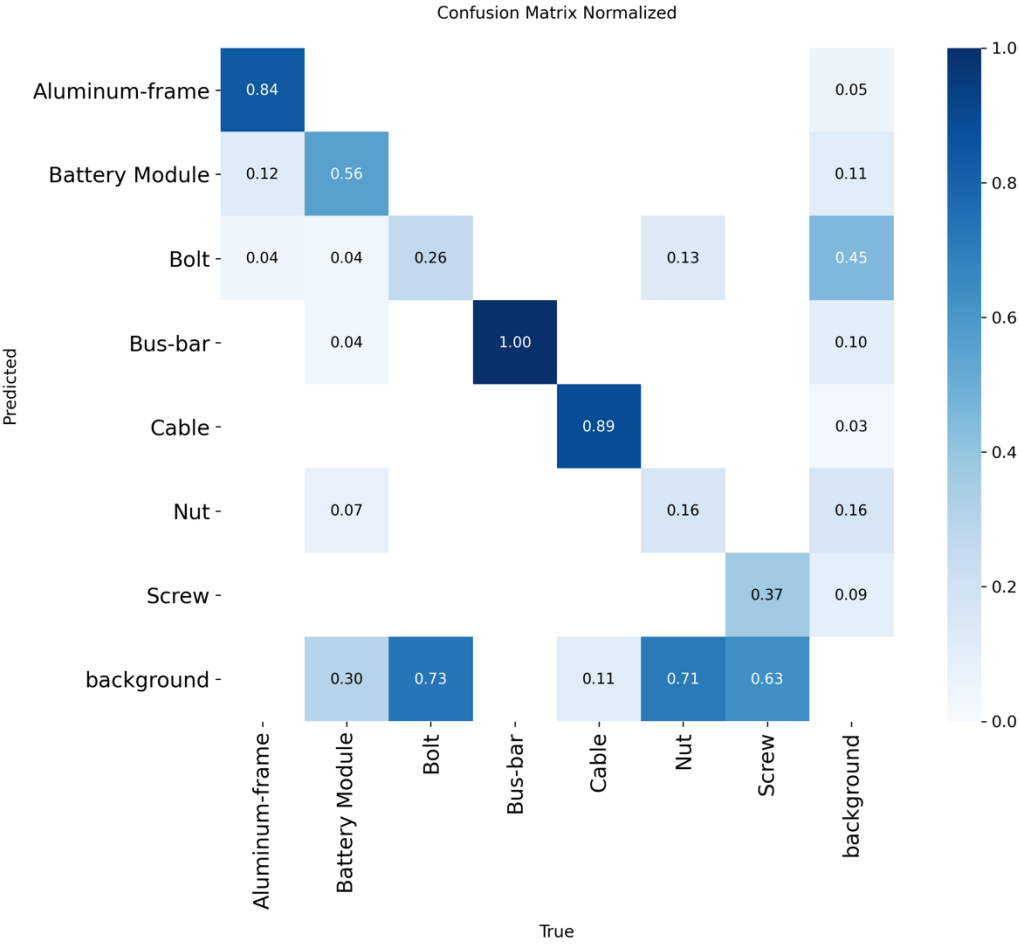
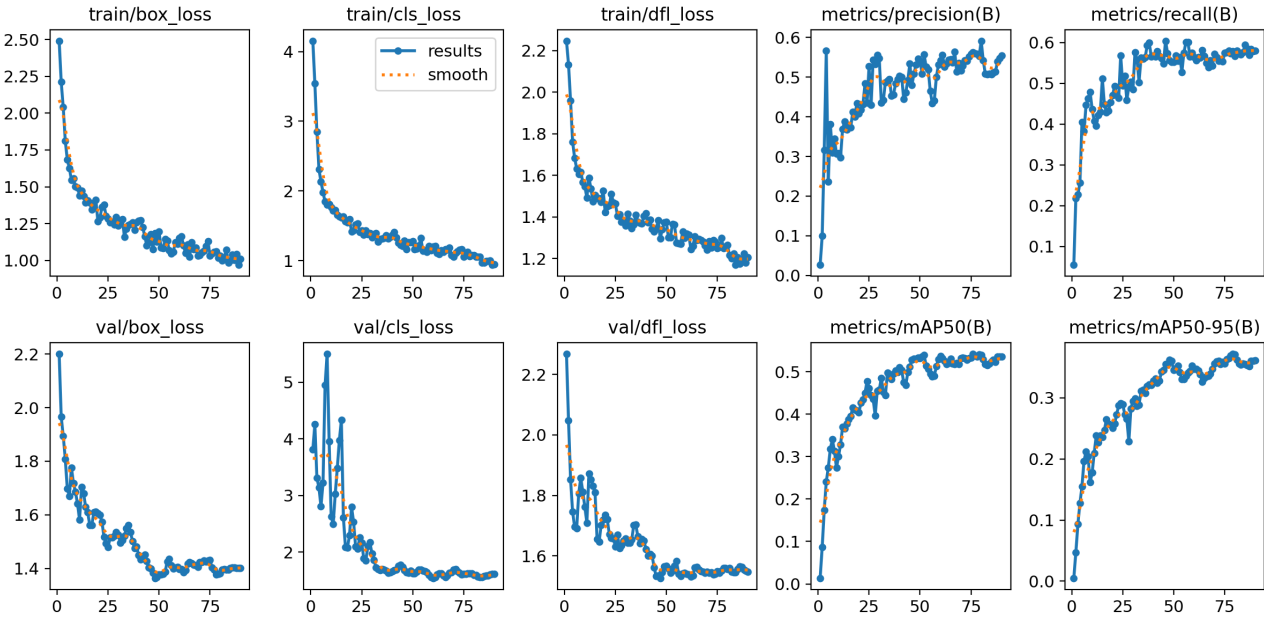
Allegato 2 – Risultati dell’addestramento

Dataset 1

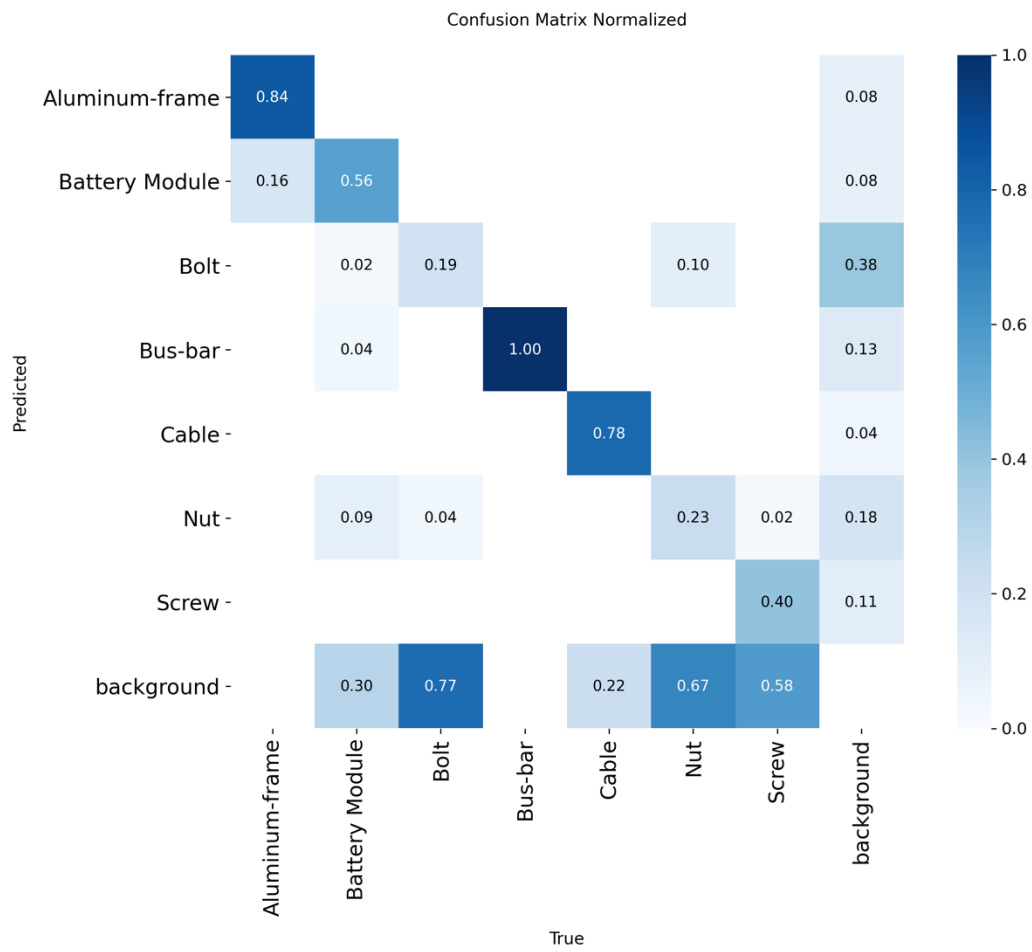
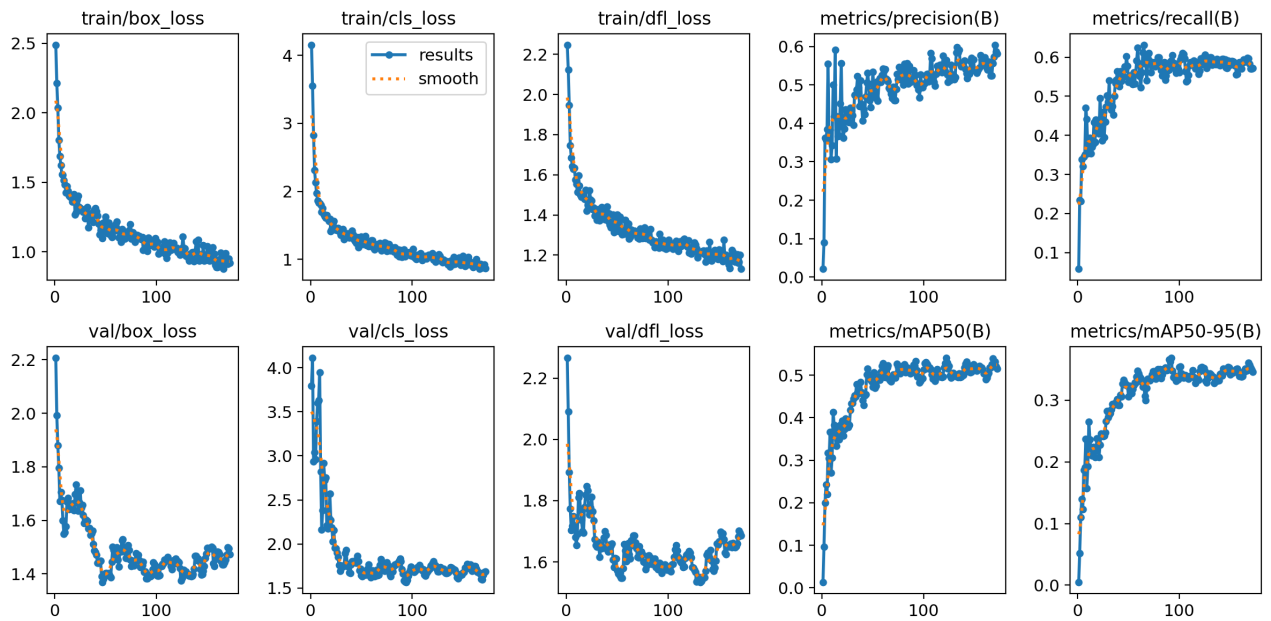
50 Epoche



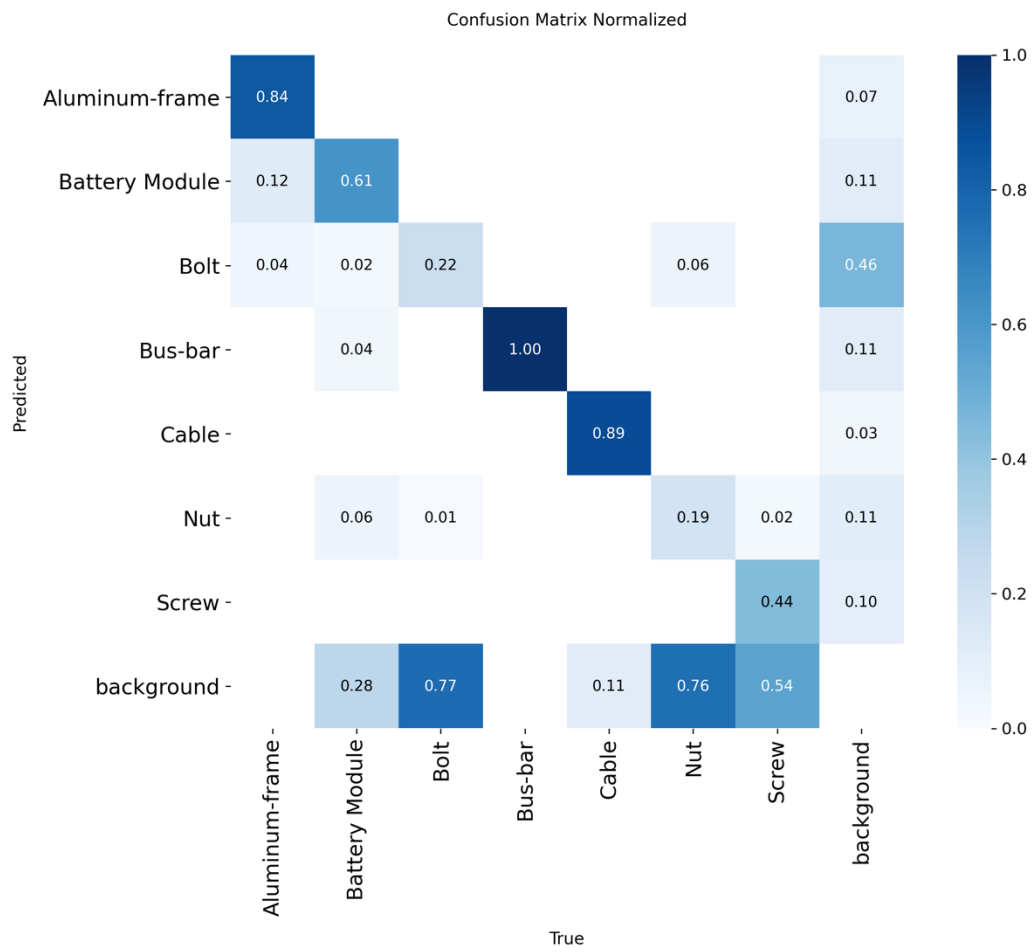
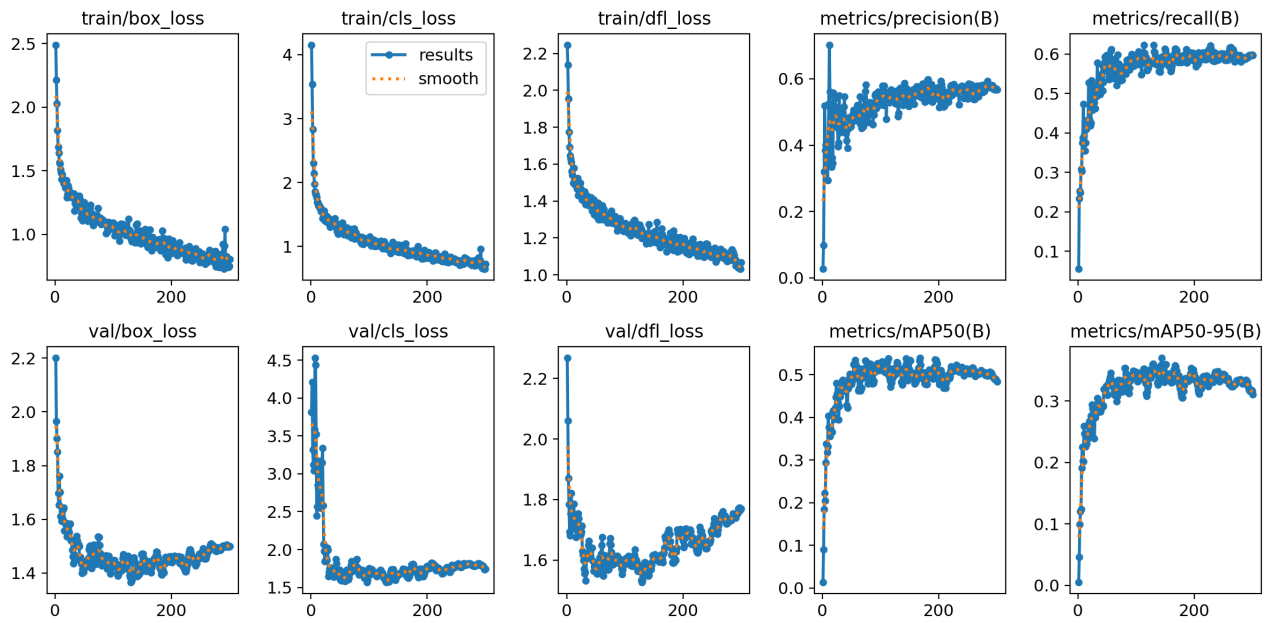
90 Epoche



150 Epoche

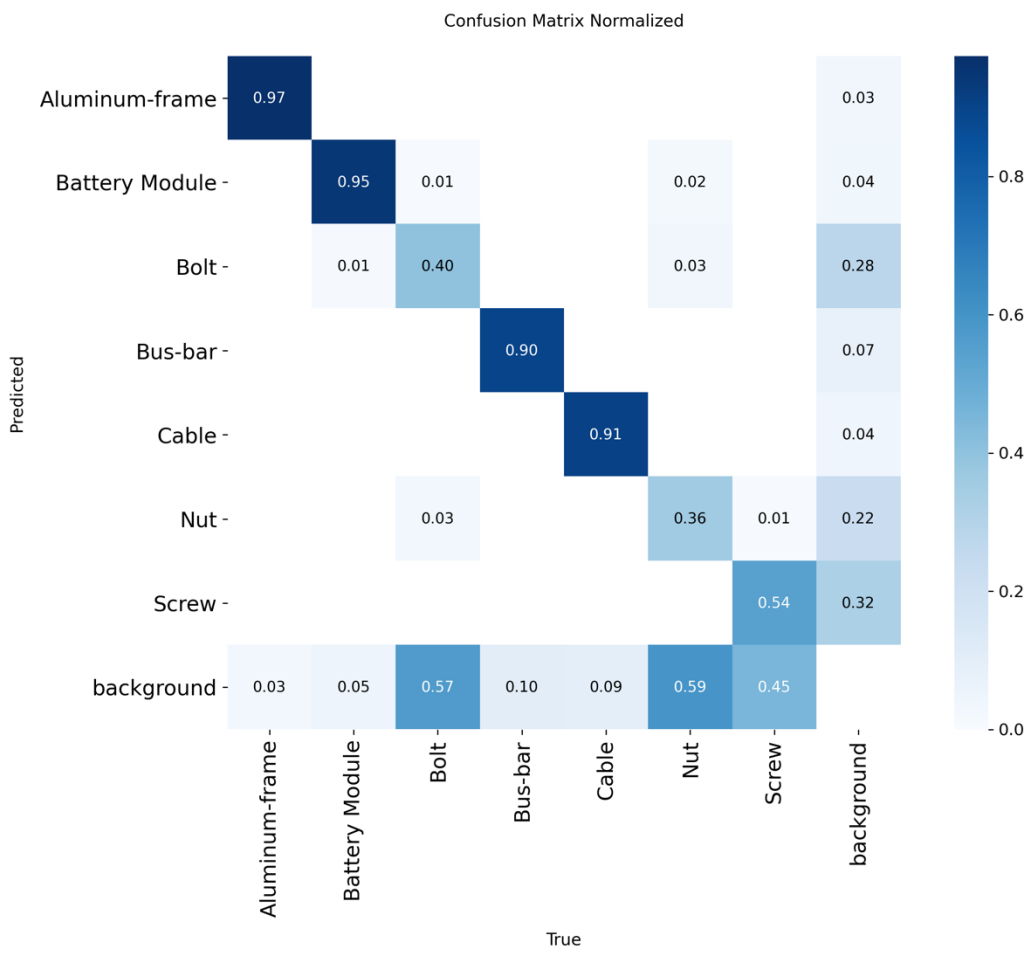
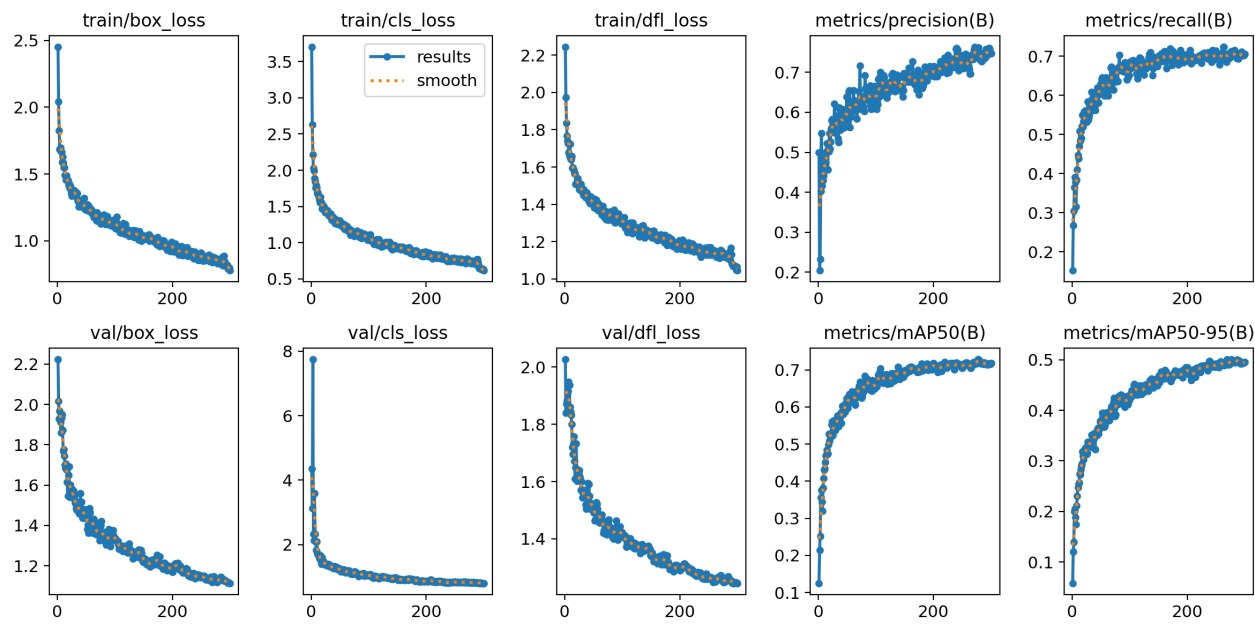


300 Epoche

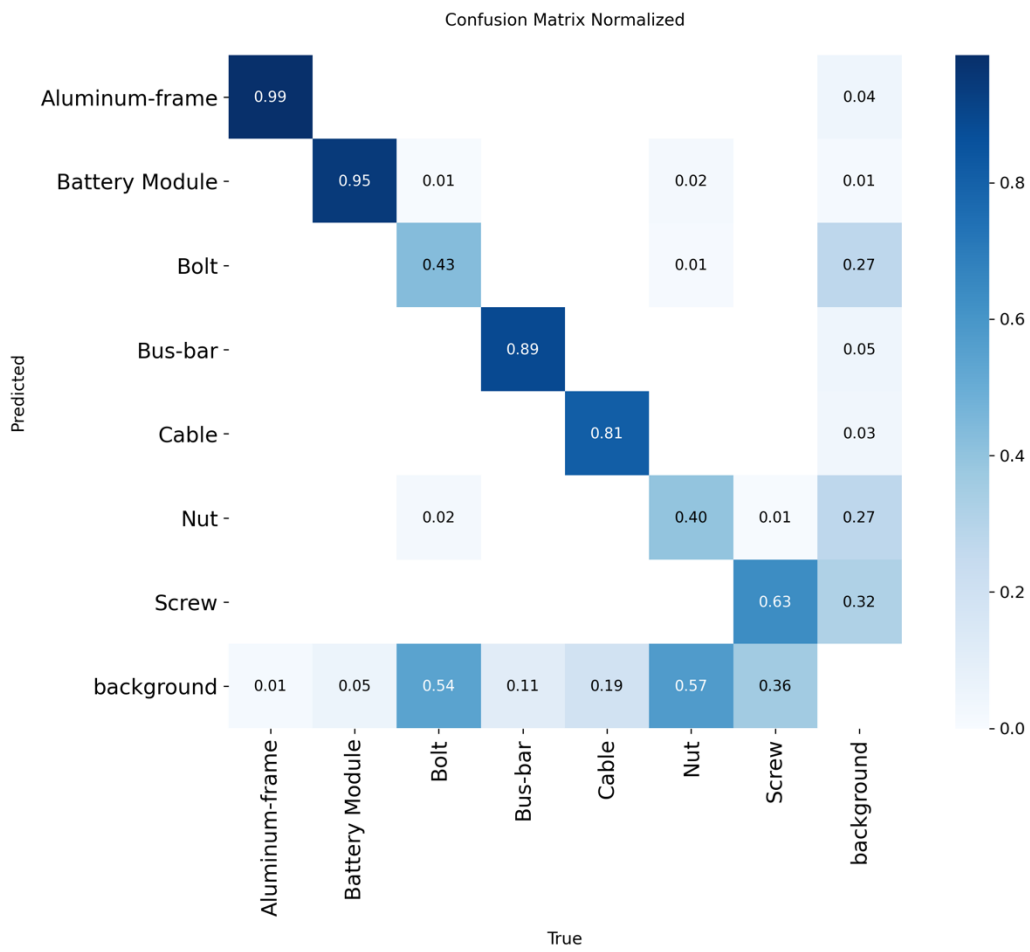
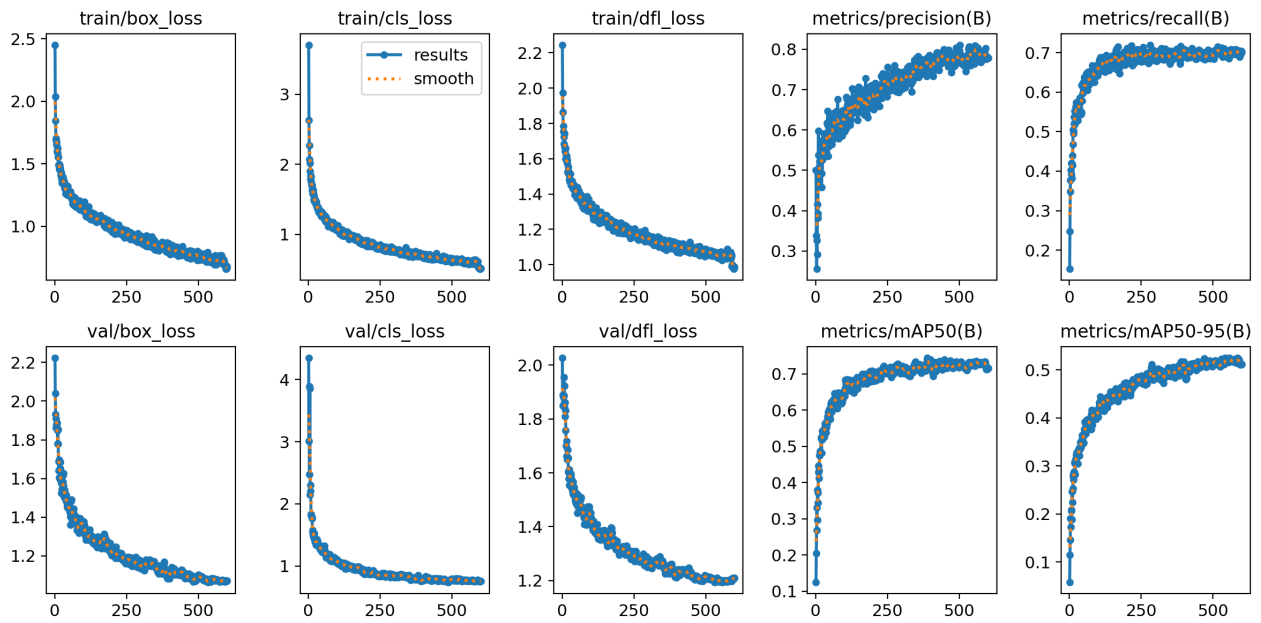


Dataset 2

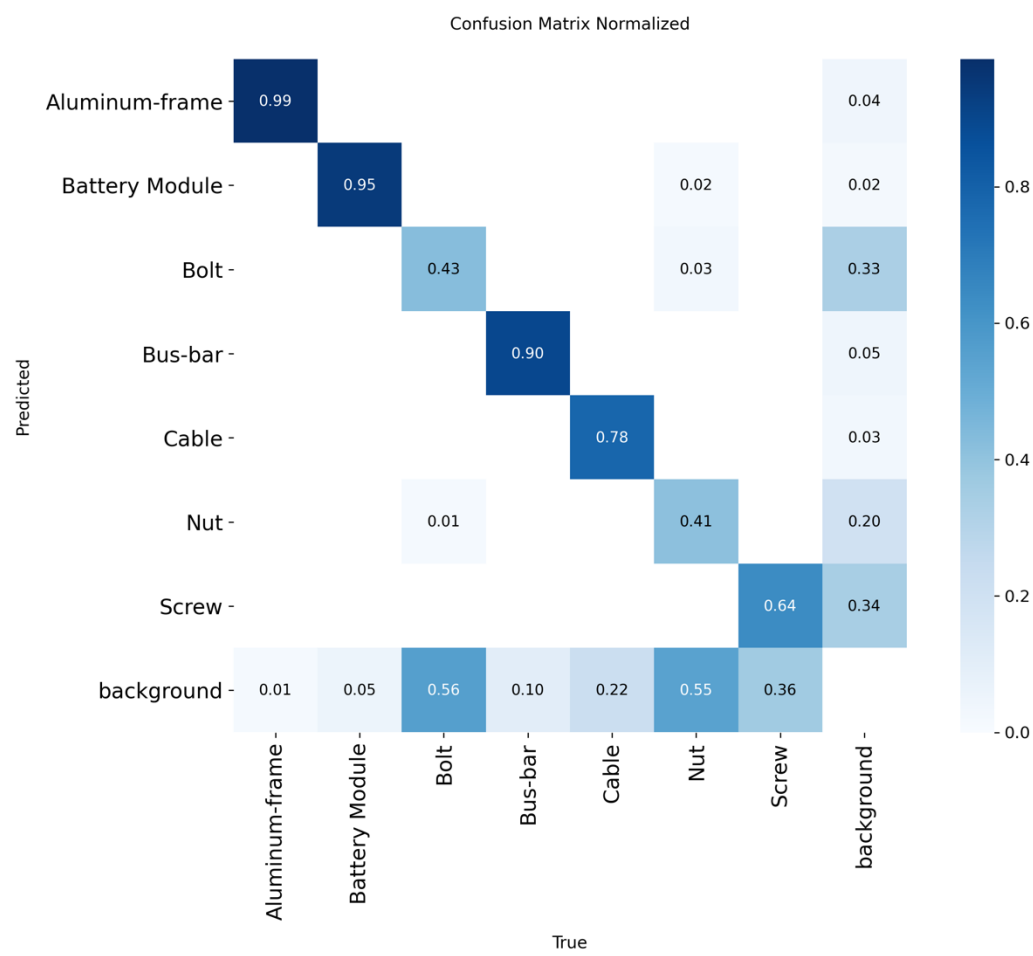
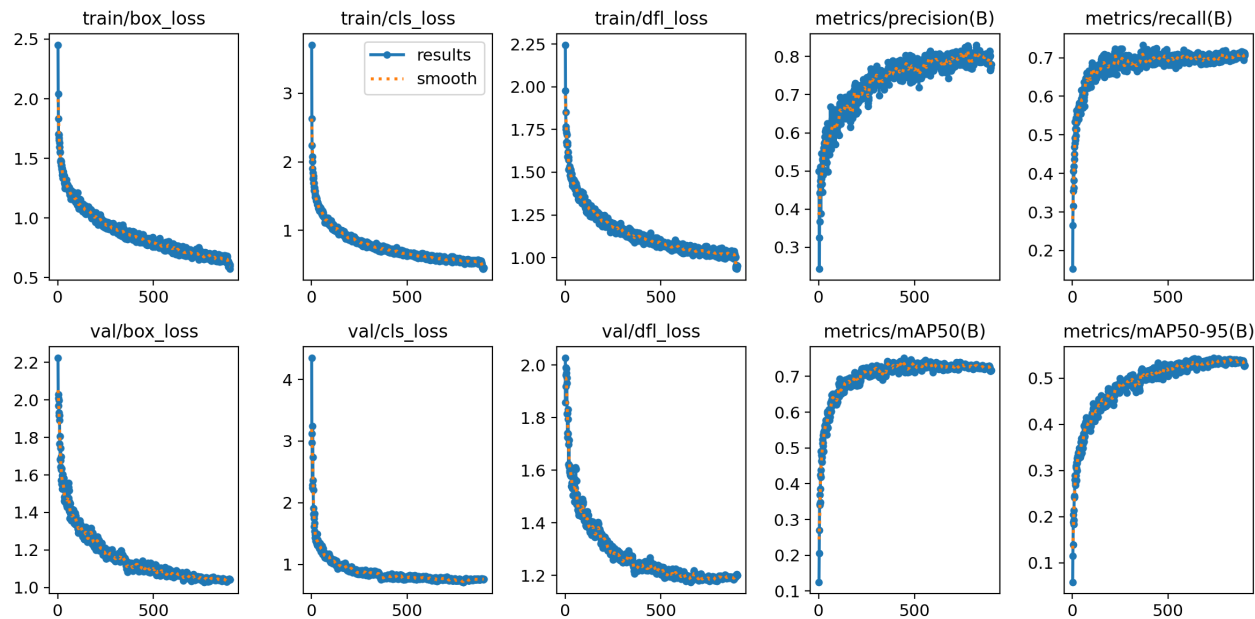
300 Epoche



600 Epoche

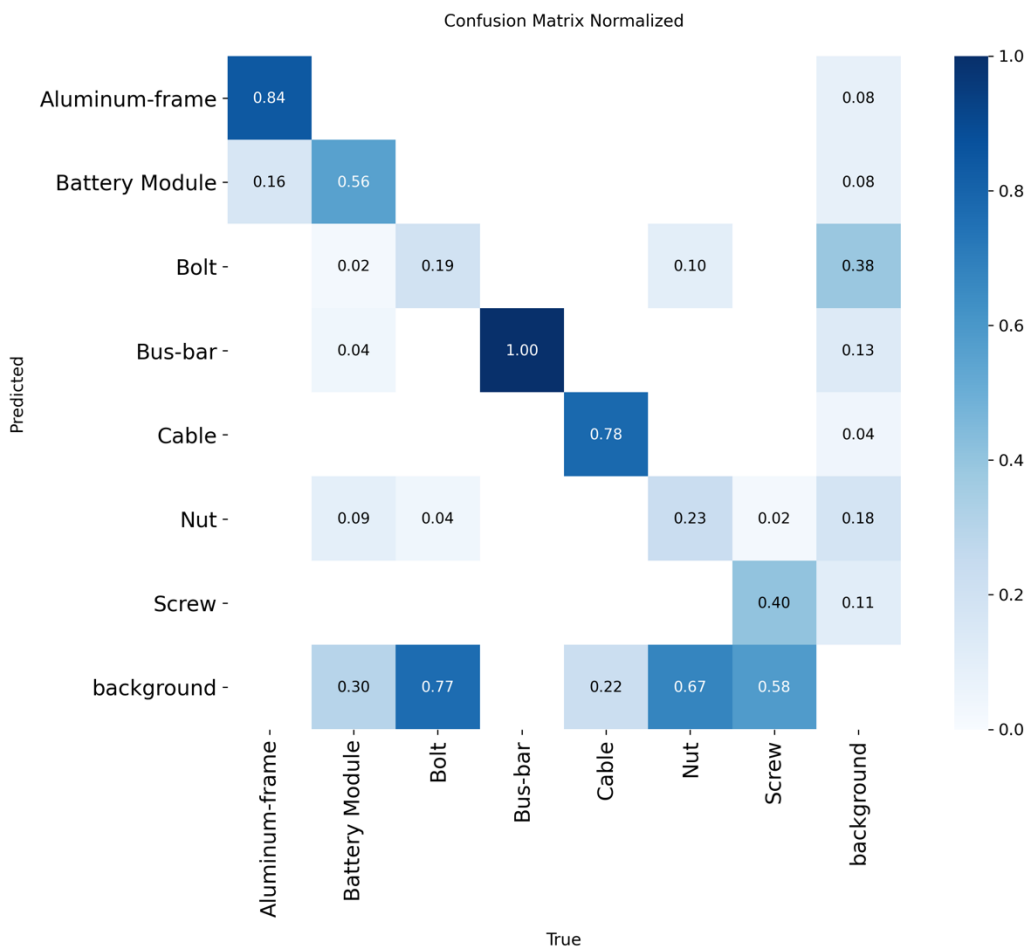
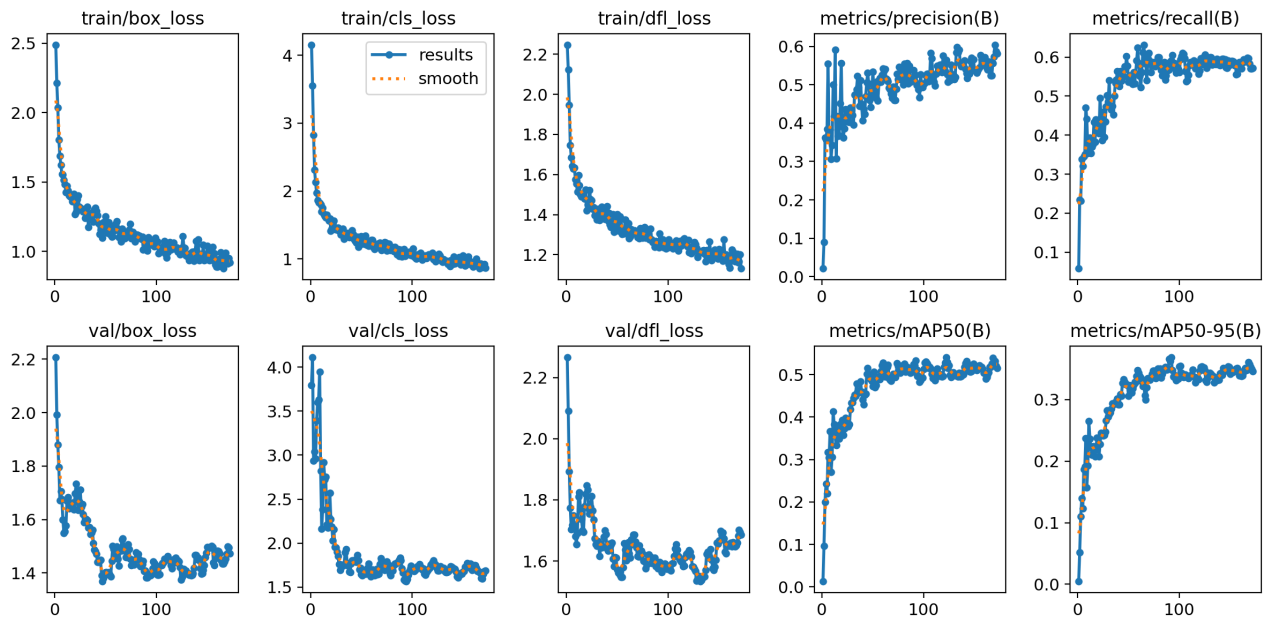


900 Epoche – Patience 300

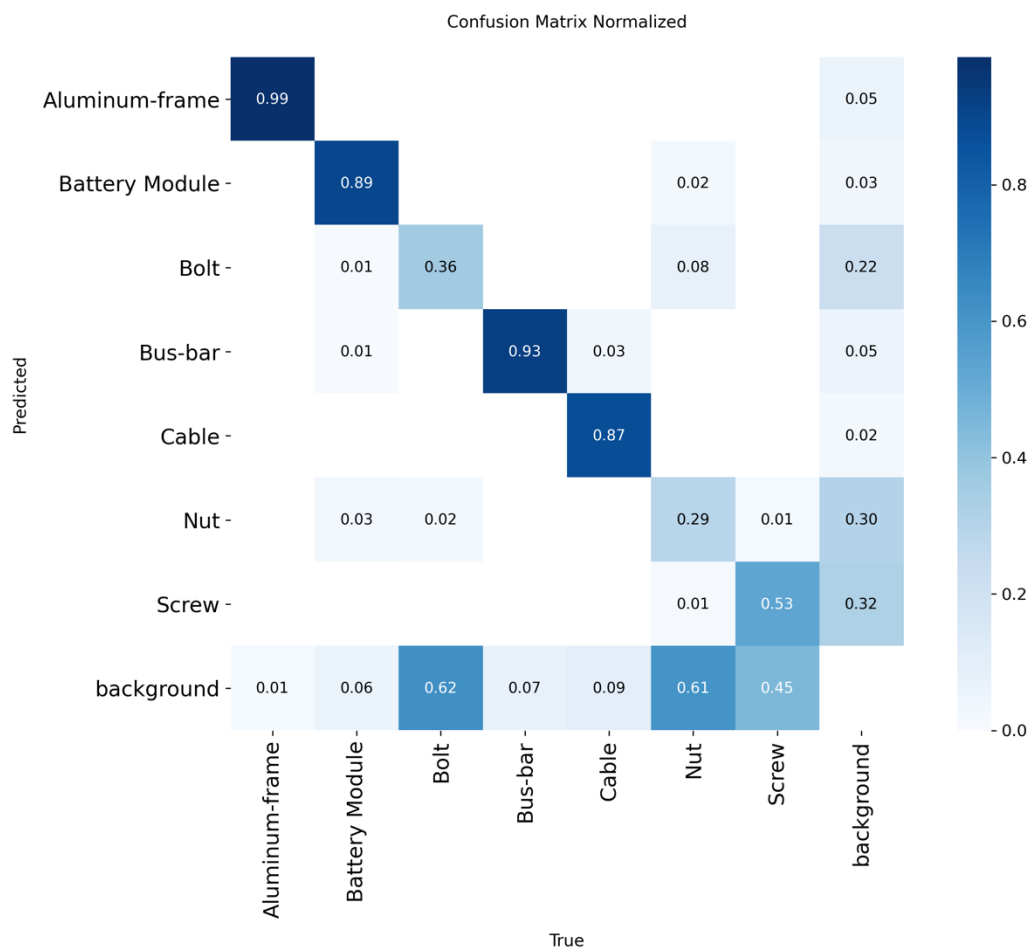
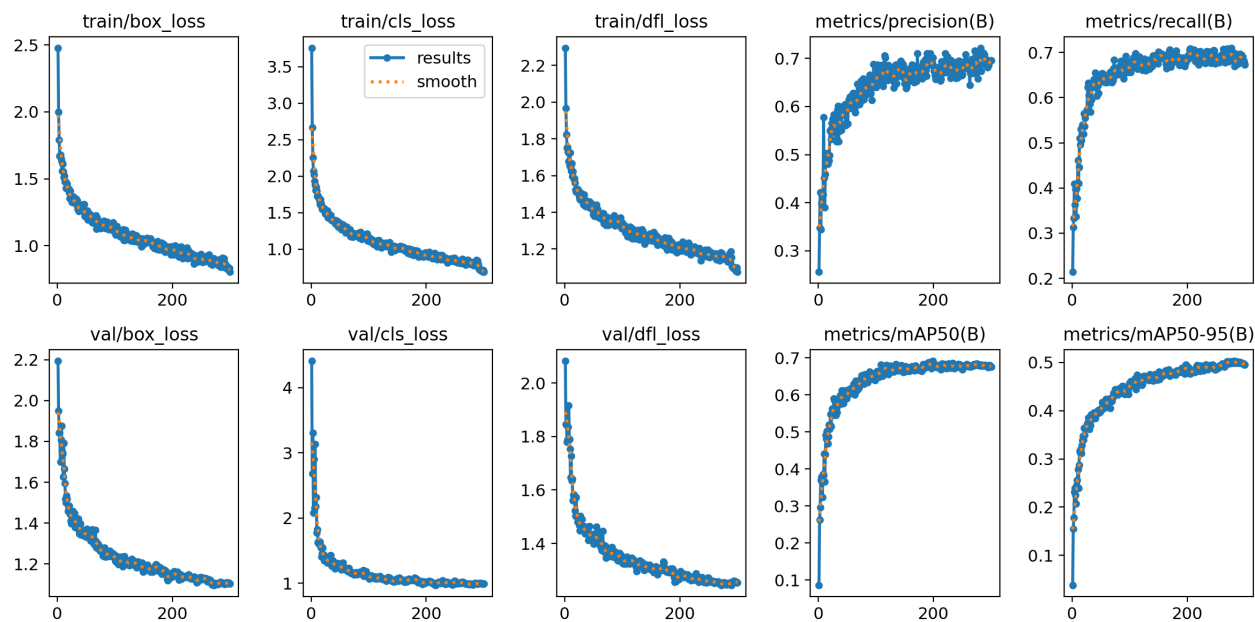


Dataset 3

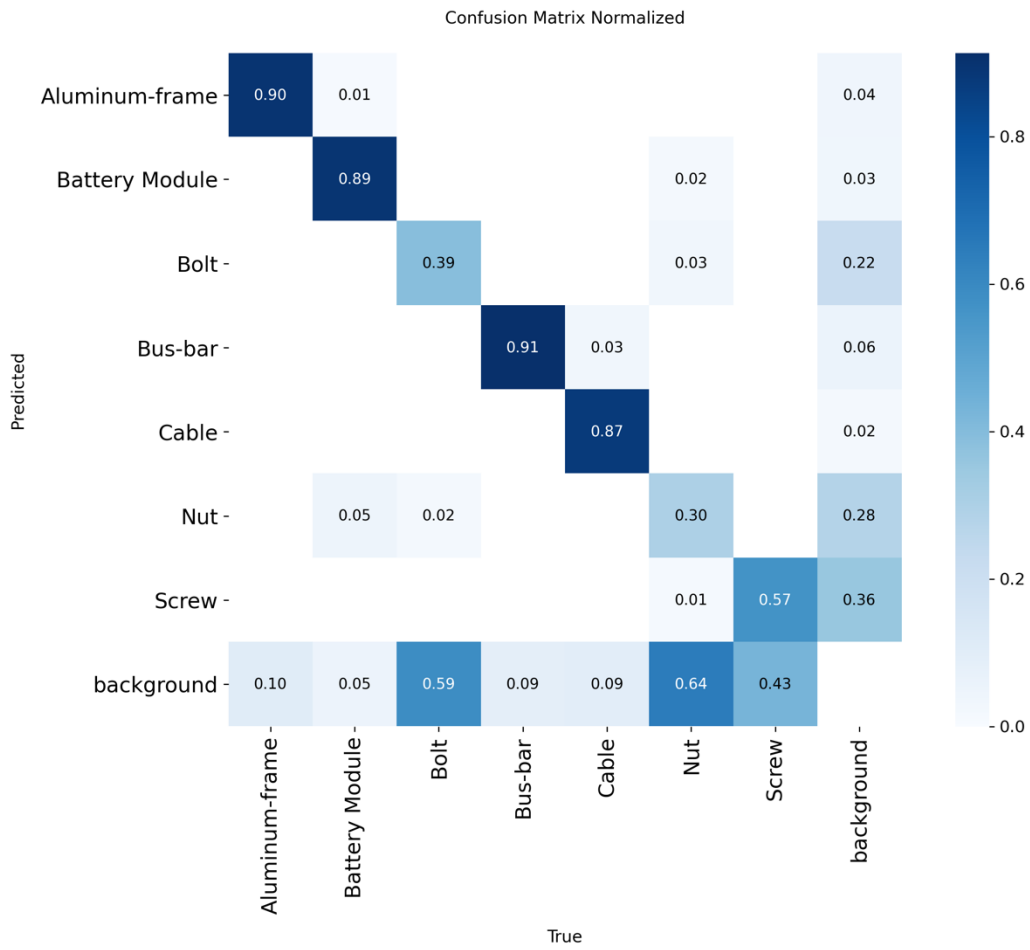
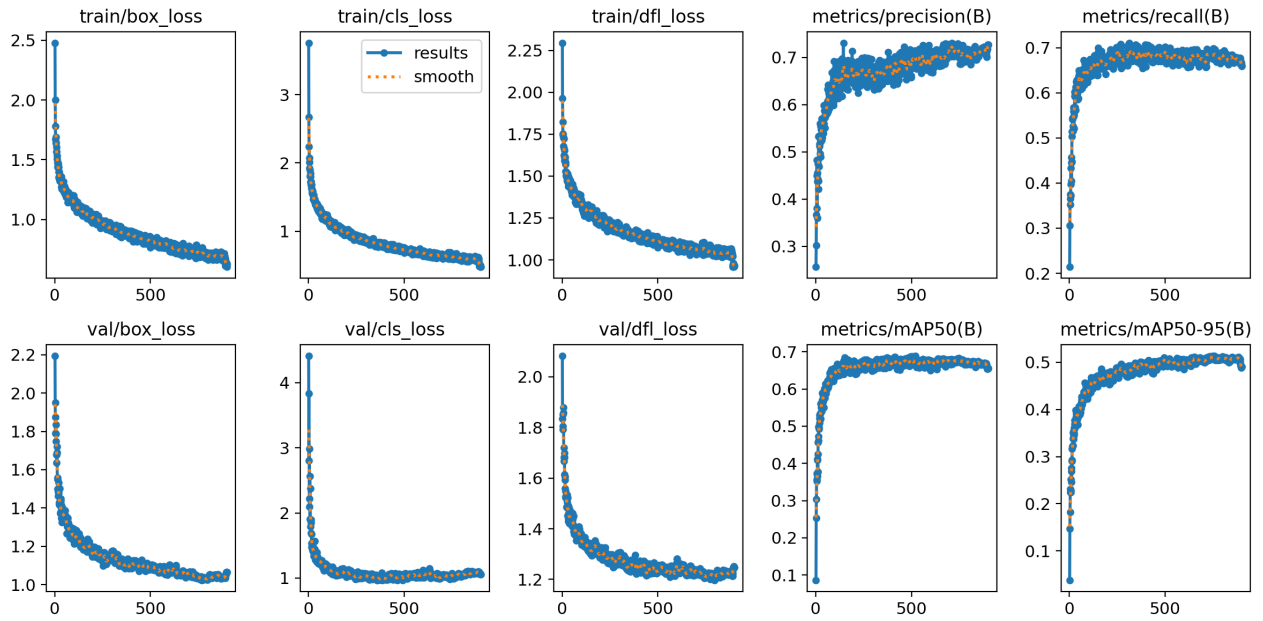
150 Epoche



300 Epoche

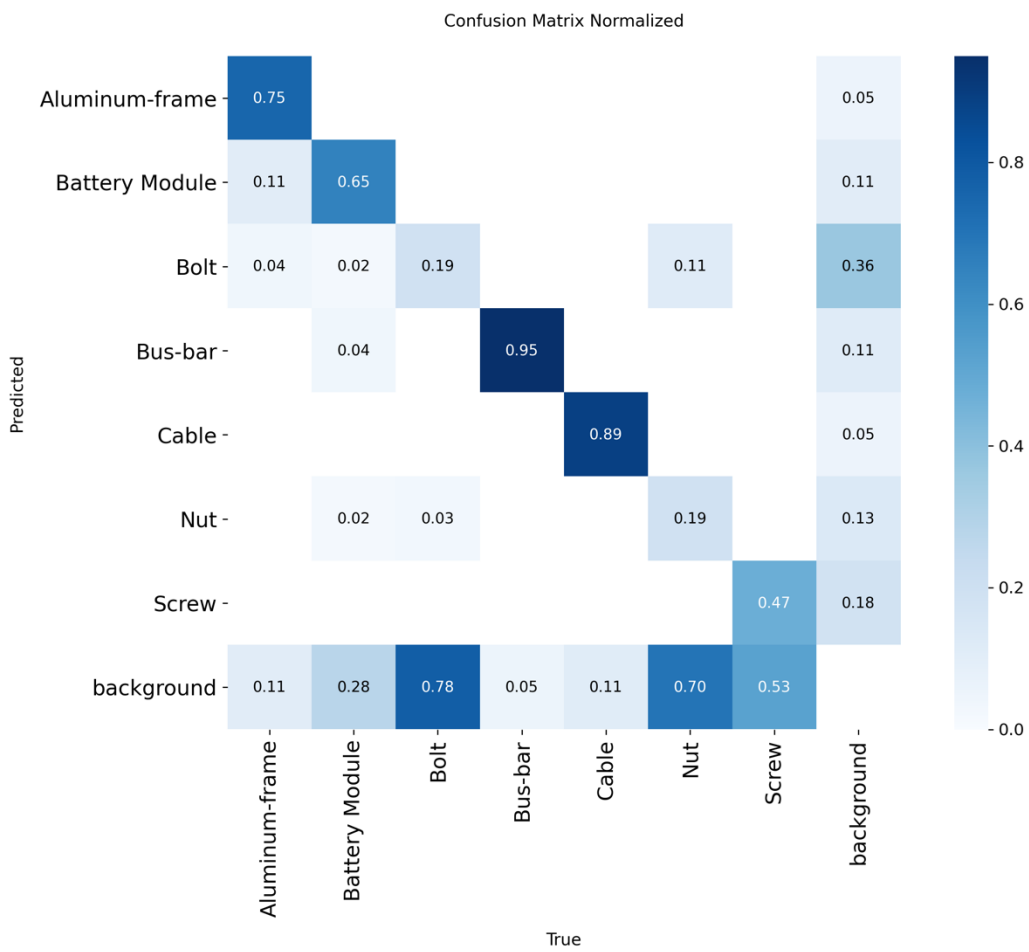
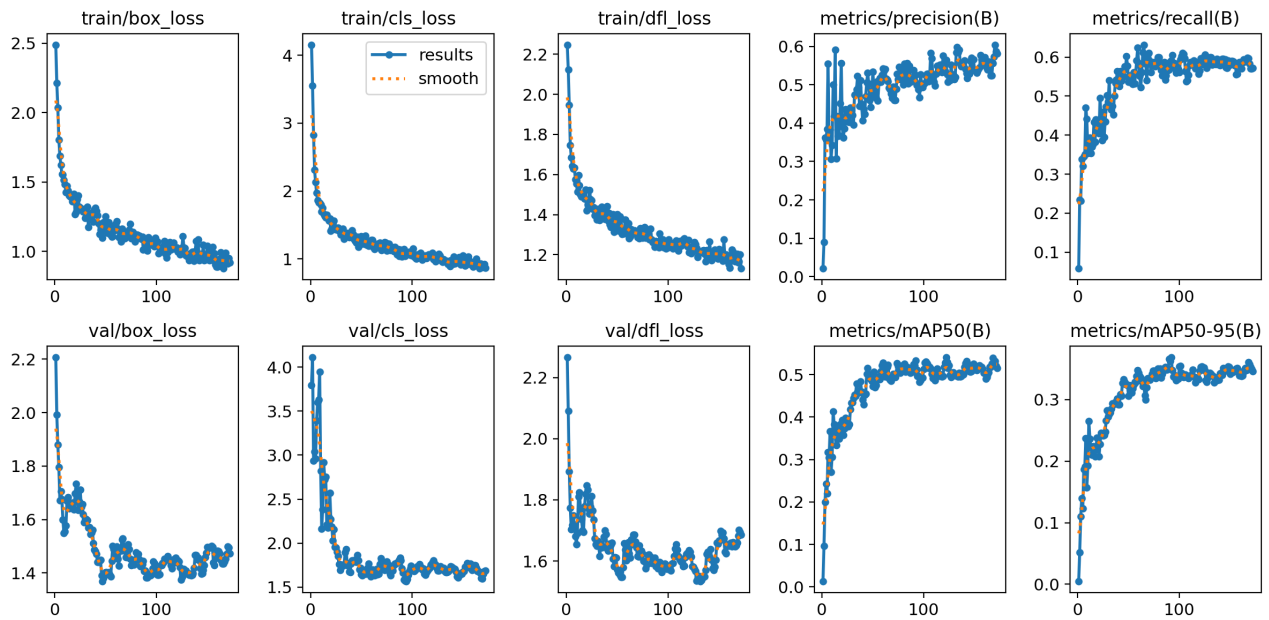


600 Epoche

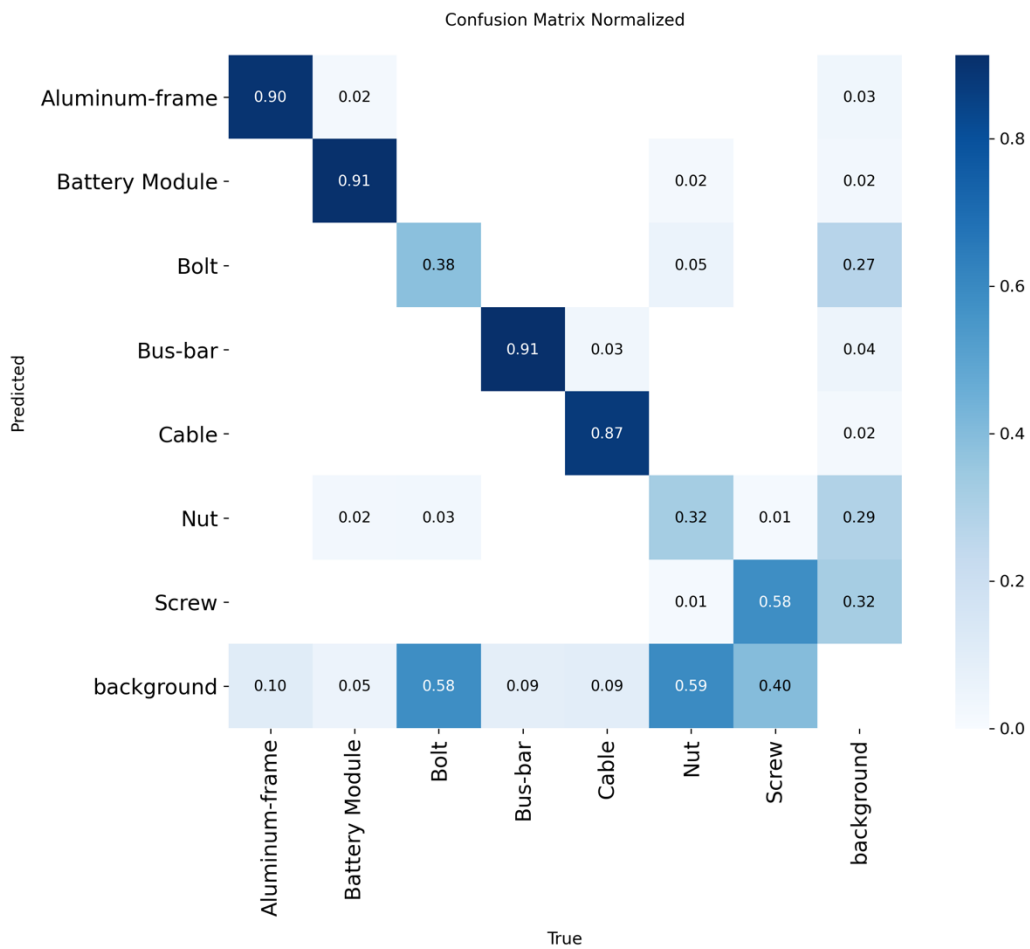
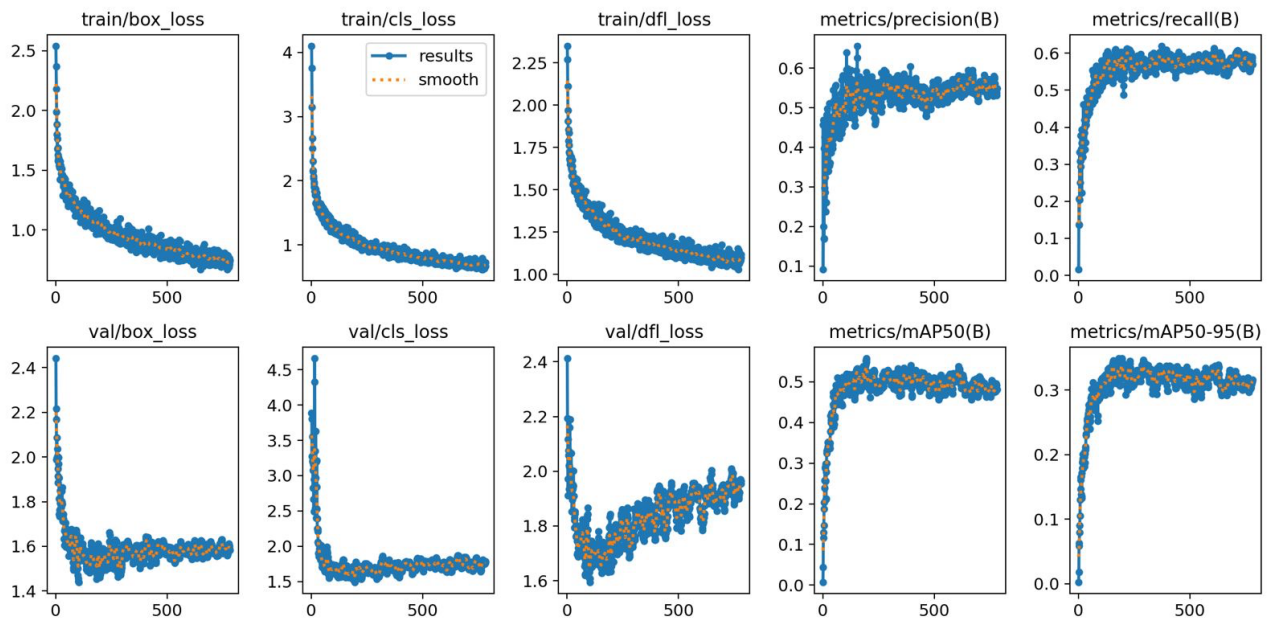


Dataset 4

300 Epoche

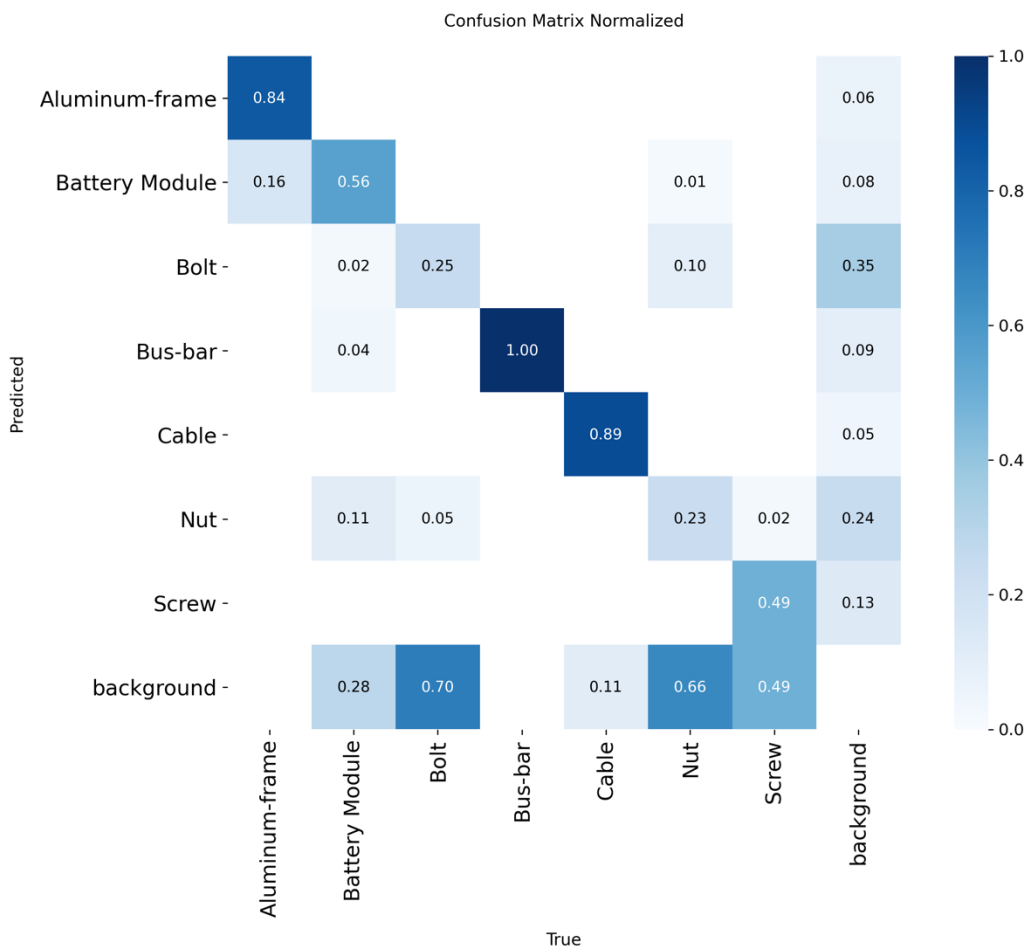
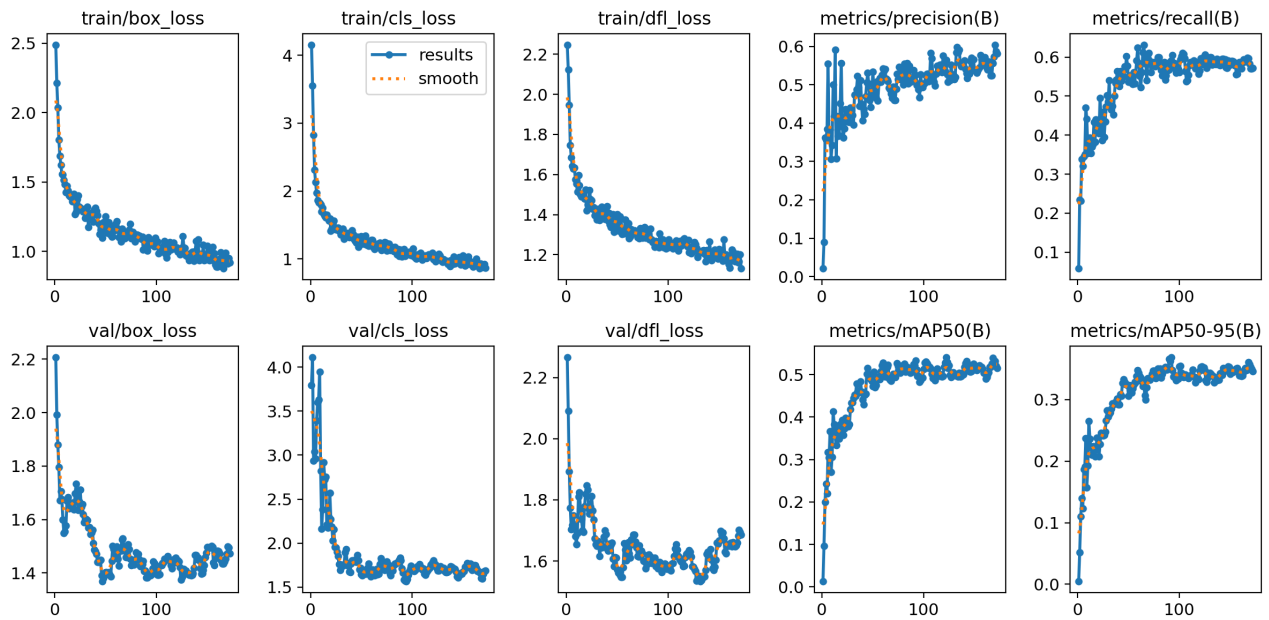


900 Epoche

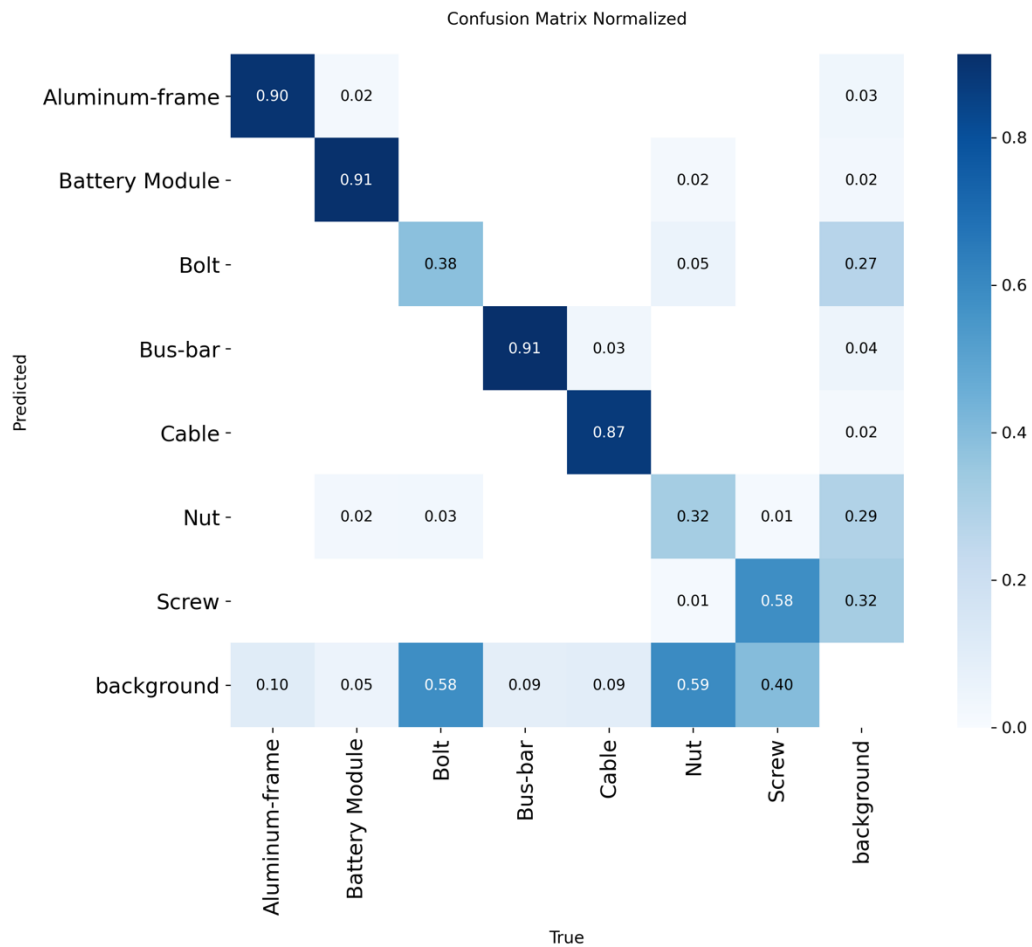
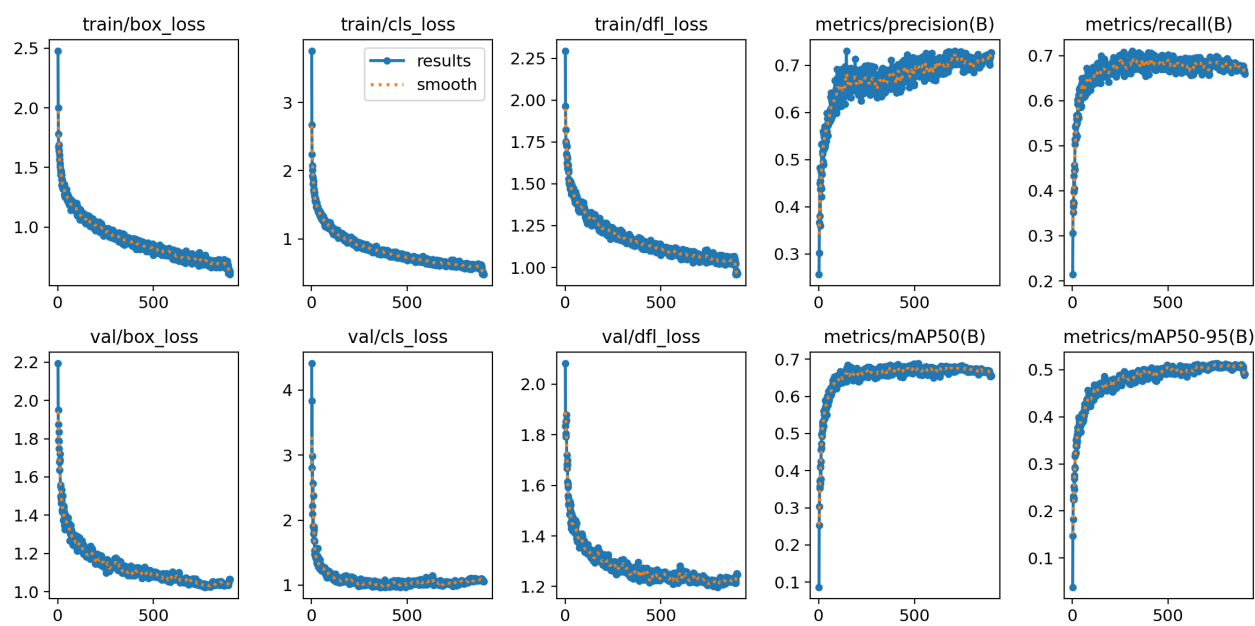


Dataset 5

150 Epoche



900 Epoche – Patience 300



1600 Epoche

