

ALMA MATER STUDIORUM - UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

SCUOLA DI INGEGNERIA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE - DIN

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA MECCANICA

TESI DI LAUREA

in

Modeling And Control Of Internal Combustion Engines M

**SVILUPPO DI METODOLOGIE INNOVATIVE DI
CALIBRAZIONE AUTOMATICA PER MOTORI AD
ACCENSIONE COMANDATA ALTO PRESTAZIONALI IN
OTTICA DI MINIMIZZARE CONSUMO ED EMISSIONI**

CANDIDATA:

GIOVANNA CORBO

RELATORE:

Chiar.mo Prof. Ing. NICOLÒ CAVINA

CORRELATORI:

Ing. PAOLO SCARPATO

Ing. GIAMPIERO CRISTIANO

Ing. CHRISTOPHER MECHERI

Anno Accademico 2021/2022
Sessione III

ABSTRACT

Il seguente lavoro, svolto all'interno del reparto R&D di Automobili Lamborghini nel team di "sviluppo termodinamico", nasce dall'esigenza di ricercare metodologie innovative di calibrazione automatizzata per motori ad accensione comandata, in ottica di minimizzare consumo ed emissioni, secondo le richieste dell'attuale scenario normativo.

Si effettua un confronto tra le tradizionali strategie di calibrazione e le tecniche innovative. Il progetto è stato finalizzato all'analisi dei benefici che queste ultime possono apportare, in termini di riduzione degli effort e delle tempistiche per lo svolgimento dei test e aumento della qualità dei risultati.

L'attività comprende la progettazione, l'esecuzione di test di calibrazione a banco e il confronto dei risultati restituiti dalle diverse modalità in esame.

Le prove sono eseguite a partire dalla definizione, mediante il supporto del software AVL CAMEO 4, di un Design of Experiment, con successiva acquisizione dei dati a banco prova motore, post-processing dei dati, creazione di modelli dell'*engine out* al variare delle attuazioni e ottimizzazione, per la ricerca dell'ottimo di calibrazione di un determinato punto motore.

La prima parte del progetto riguarda l'esecuzione della prova in modalità Passive DoE, ovvero con strategie convenzionali che consistono in: definizione del DoE, raccolta dei dati in modalità di controllo manuale del banco, creazione dei modelli mediante software e ottimizzazione mediante l'utilizzo di tool appositamente realizzati.

La seconda parte è l'analisi delle strategie non convenzionali Adaptive DoE e Active DoE, utilizzate per la raccolta dei dati a banco in modalità di controllo automatico, con successiva fase di modellazione e ottimizzazione off-line.

Infine, vengono valutate le differenze tra le tre tipologie di sperimentazione e l'efficienza delle strategie automatizzate, proposte come alternativa alle attuali metodologie.

Dal confronto emergono effettivi vantaggi dell'utilizzo di una modalità automatica di controllo del banco, in termini di quantità di dati ottenuti, qualità dei modelli, riduzione dell'impegno dello sperimentatore durante le prove e riduzione di usura di componenti e strumentazione, grazie al monitoring più efficiente delle condizioni di funzionamento durante i test.

INDICE

ABSTRACT	I
ELENCO DELLE FIGURE	IV
ELENCO DELLE TABELLE	VII
INTRODUZIONE	1
1 CONTESTUALIZZAZIONE DELLA RICERCA	3
1.1 OVERVIEW SUI MOTORI AD ACCENSIONE COMANDATA.....	3
1.1.1 PARAMETRI CARATTERISTICI DI UN MCI.....	3
1.1.2 AZIONAMENTO VARIABILE DELLE VALVOLE (VVT)	5
1.1.3 SISTEMA DI INIEZIONE.....	7
1.1.4 FORMAZIONE E GESTIONE DEGLI INQUINANTI.....	8
1.2 SCENARIO NORMATIVO E NUOVE ESIGENZE	9
1.3 LAYOUT DI SALA PROVA MOTORE.....	13
1.3.1 LAYOUT TRADIZIONALE.....	13
1.3.2 LAYOUT AUTOMATIZZATO	14
2 STRATEGIE DI CALIBRAZIONE TRADIZIONALI.....	16
2.1. DESIGN OF EXPERIMENT (DOE)	16
2.2. PASSIVE DOE.....	20
2.2.1 DESCRIZIONE DELLA PROVA.....	20
2.2.2 INDIVIDUAZIONE DEL DOE DI PARTENZA	22
2.2.3 ESECUZIONE DELLA PROVA.....	25
2.2.4 PULIZIA DATI E VERIFICA DRIFT DI STRUMENTI E HARDWARE.....	26
2.2.5 MODELLO	28
2.2.6 OTTIMIZZAZIONE E ANALISI.....	34
2.2.7 DETERMINAZIONE DELL'OTTIMO DI CALIBRAZIONE	36
2.2.8 OTTIMIZZAZIONE IN AMBIENTE MATLAB	37
3 STRATEGIE DI CALIBRAZIONE INNOVATIVE	58
3.1 INTRODUZIONE A DOE ON-LINE	58

3.1.1	ADAPTIVE ONLINE DOE.....	58
3.1.1.	ACTIVE DOE.....	59
3.2	DESCRIZIONE DELLA PROVA	62
3.2.1	ESECUZIONE DELLA PROVA.....	62
3.3	PROVA IN ADAPTIVE	68
3.3.1.	PULIZIA DATI E VERIFICA DRIFT DI STRUMENTI E HARDWARE.....	68
3.3.1	MODELLO	69
3.3.2	OTTIMIZZAZIONE	70
3.4	PROVA IN ACTIVE DOE.....	71
3.4.1	PULIZIA DATI E VERIFICA DRIFT DI STRUMENTI E HARDWARE.....	71
3.4.2	MODELLO	71
3.4.3	OTTIMIZZAZIONE	72
4	ANALISI DEI RISULTATI.....	74
4.1	QUALITÀ DEI MODELLI.....	74
4.2	CONFRONTO DEI PUNTI	74
4.2.1	PASSIVE DOE	76
4.2.2	ADAPTIVE DOE.....	78
4.2.3	ACTIVE DOE	80
4.3	TEMPI, EFFORT E QUALITÀ DI RILEVAZIONE	81
5	CONCLUSIONI.....	84
	FONTI BIBLIOGRAFICHE E SITOGRAFIA.....	86

ELENCO DELLE FIGURE

Figura 1.1.1 - Diagramma della distribuzione.....	5
Figura 1.1.2 - Fasatura delle valvole	6
Figura 1.1.3 - Effetto dell'incrocio delle valvole.....	6
Figura 1.2.1 - Scenario normativo.....	9
Figura 1.2.2 - Ciclo omologativo NEDC	10
Figura 1.2.3 - Ciclo omologativo WLTP	10
Figura 1.2.4 - Area da testare in ottica WLTP	11
Figura 1.2.5 - Estensione dell'area da testare in ottica RDE	12
Figura 1.3.1 - Layout di cella automatizzata.....	15
Figura 2.1.1- Latin Square Design	17
Figura 2.1.2 – Latin Hypercube Design	17
Figura 2.1.3 – D-optimal Design.....	18
Figura 2.1.4 – Possibili configurazioni a 3 livelli	18
Figura 2.2.1 - Scelta della tipologia di DoE	22
Figura 2.2.2 – Esempio di Full Factorial Design	22
Figura 2.2.3 – Punti generati da Latin Hypercube	23
Figura 2.2.4 – Punti generati da D-optimal.....	23
Figura 2.2.5 – Punti generati da Latin Hypercube e D-optimal	24
Figura 2.2.6 – Inclusion dei punti del LH nel D-optimal.....	25
Figura 2.2.7 - Data editor di CAMEO.....	26
Figura 2.2.8 – Grafico delle variation	26
Figura 2.2.9 – Grafico delle misure di CO, HC e NOx.....	27
Figura 2.2.10 – Visualizzazione degli outliers	28
Figura 2.2.11 – Schema di una rete neurale	29
Figura 2.2.12 - Qualità dei modelli	33
Figura 2.2.13 - Trend del modello di CO	33
Figura 2.2.14 - Definizione dei parametri per l'ottimizzazione.....	34
Figura 2.2.15 - Dati esportati dalla “table of results” di CAMEO	35
Figura 2.2.16 - Grafico delle response in funzione delle variation nel punto opt7.....	35
Figura 2.2.17 - Esempio di bande di confidenza.....	36
Figura 2.2.18 - Determinazione dell’ottimo nel caso di due variabili.....	37
Figura 2.2.19 - Esportazione del modello	38

Figura 2.2.20 - Quarto metodo di ottimizzazione	40
Figura 2.2.21 - Quinto metodo di ottimizzazione (1).....	41
Figura 2.2.22 - Quinto metodo di ottimizzazione (2).....	41
Figura 2.2.23 - Quinto metodo di ottimizzazione (3) (4)	42
Figura 2.2.24 - Grafico di CO, HC, NOx e FC nei punti calcolati dal FF (1) (2).....	43
Figura 2.2.25 - Grafico di PN nei punti calcolati dal FF (1) (2)	43
Figura 2.2.26 - Sesto metodo di ottimizzazione (1)	45
Figura 2.2.27 - Sesto metodo di ottimizzazione (2)	45
Figura 2.2.28 - Settimo metodo di ottimizzazione (1) (2).....	47
Figura 2.2.29 - Settimo metodo di ottimizzazione (3)	48
Figura 2.2.30 - Funzione obiettivo	49
Figura 2.2.31 - Visualizzazione del processo di minimizzazione (1) (2).....	49
Figura 2.2.32 - Analisi dei livelli di Prail (1) (2)	51
Figura 2.2.33 - Analisi dei livelli di Prail (3)	52
Figura 2.2.34 - Influenza del numero di livelli di Prail sulla funzione costo	53
Figura 2.2.35 - Influenza del numero di livelli di SOI sulla somma.....	53
Figura 2.2.36 - Influenza del numero di livelli di VVTin sulla somma	54
Figura 2.2.37 - Influenza del numero di livelli di VVTex sulla somma	54
Figura 2.2.38 - Visualizzazione del punto in mappa.....	55
Figura 2.2.39 - Visualizzazione del punto ottimo 4/5A/5C/6	56
Figura 2.2.40 - Visualizzazione del punto ottimo 5B	56
Figura 2.2.41 - Visualizzazione del punto ottimo 7	57
Figura 2.2.42 - Tabella riassuntiva dei punti ottimi	57
Figura 3.1.1 - Fase di screening con D-optimal Central Composite Design.....	58
Figura 3.1.2 - Confronto tra una strategia convenzionale e una di tipo "active"	60
Figura 3.1.3 - Estensione della zona di ricerca dei punti aggiuntivi	61
Figura 3.2.1 - Definizione dei parametri	62
Figura 3.2.2 - Creazione di un nuovo test in Adaptive DoE	65
Figura 3.2.3 - Set-up del test in modalità Adaptive	65
Figura 3.3.1 - Interfaccia grafica del Run Test in Adaptive di CAMEO	68
Figura 3.3.2 - Qualità dei modelli	69
Figura 3.3.3 - Trend del modello di CO	69
Figura 3.3.4 – Dati esportati dalla “table of results” di CAMEO	70
Figura 3.3.5 - Risultati del tool ottimizzatore	70

Figura 3.4.1 - Qualità dei modelli	71
Figura 3.4.2 - Trend del modello di CO.....	72
Figura 3.4.3 - Dati esportati dalla “table of results” di CAMEO	72
Figura 3.4.4 - Risultati del tool ottimizzatore	73
Figura 4.2.1 - Risultati del Passive DoE	77
Figura 4.2.2 - Risultati dell'Adaptive DoE	79
Figura 4.2.3 - Risultati dell'Active DoE	81

ELENCO DELLE TABELLE

<i>Tabella 2.1 - Configurazione a 3 livelli</i>	<i>19</i>
<i>Tabella 2.2 - Caratteristiche dei diversi DoE</i>	<i>20</i>
<i>Tabella 2.3 - Deviazioni standard delle variabili in output</i>	<i>46</i>
<i>Tabella 4.1 - Indici di qualità dei modelli.....</i>	<i>74</i>
<i>Tabella 4.2 - Metodo 5b valutato sui tre modelli</i>	<i>75</i>
<i>Tabella 4.3 - Punti ottimi per la strategia Passive DoE</i>	<i>76</i>
<i>Tabella 4.4 - Punti ottimi per la strategia Adaptive DoE</i>	<i>78</i>
<i>Tabella 4.5 - Punti ottimi per la strategia Active DoE</i>	<i>80</i>
<i>Tabella 4.6 - Caratteristiche delle tre strategie di calibrazione a confronto</i>	<i>83</i>

INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, le normative sulle emissioni dei gas di scarico delle vetture sono diventate sempre più stringenti, con l'obiettivo di ridurre l'impatto ambientale dei veicoli sulla salute e sull'ambiente. Ciò ha portato alla necessità di una calibrazione più accurata, per la gestione delle emissioni, senza rinunciare alle buone prestazioni.

La calibrazione manuale dei motori ad accensione comandata richiede un considerevole sforzo in termini di tempo e risorse, soprattutto se si ha l'esigenza di esplorare una più ampia gamma di punti motore, per soddisfare le necessità dei cicli omologativi.

Per rispondere a queste esigenze, la presente tesi si propone di studiare e valutare l'efficienza di metodologie innovative di calibrazione, volte alla riduzione degli effort e contemporaneamente alla massimizzazione della qualità dei modelli creati per la ricerca dell'ottimo di calibrazione.

In particolare, si propone di valutare l'efficacia di tre differenti approcci di calibrazione, di cui uno in modalità tradizionale (Passive DoE) e due in modalità automatizzata (Adaptive e Active DoE). L'obiettivo è dimostrare come tali metodologie innovative possano rappresentare una soluzione più adeguata rispetto alle attuali procedure di calibrazione manuale.

Ciascuna di queste modalità presenta vantaggi e limitazioni specifici, che verranno analizzati e discussi nel corso del lavoro.

Il primo capitolo ha lo scopo di fornire cenni di tecniche di controllo motore, uno sguardo allo scenario normativo e alle motivazioni che spingono allo svolgimento della ricerca e una breve descrizione dell'ambiente di lavoro in cui sono stati svolti gli esperimenti.

Il secondo capitolo descrive le attuali procedure di calibrazione utilizzate in azienda e le caratteristiche del tool creato per la fase di ottimizzazione.

Nel terzo capitolo, vengono presentati i due approcci di calibrazione automatizzata, descrivendone le caratteristiche, il processo di esecuzione delle prove e l'analisi dei dati.

Infine, il quarto capitolo presenta i risultati ottenuti dalle prove eseguite, evidenziando le differenze tra i modelli generati e i risultati ottenuti con ciascun approccio di calibrazione. In particolare, vengono discusse le implicazioni dei risultati ottenuti dai modelli sul controllo stimato dell'*engine out* e del consumo specifico.

Infine, la tesi si conclude con un riepilogo dei vantaggi delle strategie di tipo "DoE Online", e in particolare della tipologia di prova in Active DoE, e con proposte di ulteriori sviluppi e approfondimenti in questo campo di studi e possibili applicazioni future delle metodologie di

calibrazione automatizzata, per il raggiungimento dello scopo finale del lavoro, ossia la possibilità di ampliare, con maggiore facilità, il campo di esplorazione dei punti motore, in ottica RDE.

1 CONTESTUALIZZAZIONE DELLA RICERCA

1.1 OVERVIEW SUI MOTORI AD ACCENSIONE COMANDATA

I motori ad accensione comandata sono così definiti a partire dalla modalità con la quale si sviluppa la combustione in camera. Essi, infatti, sfruttano l'accensione di una scintilla fatta scoccare tra due elettrodi di una *candela* (ad un preciso istante angolare del ciclo, chiamato *angolo di anticipo di accensione*), realizzando, così, una combustione molto rapida della miscela aria/combustibile, nella zona adiacente alla scintilla, con propagazione di un *fronte di fiamma* che raggiunge via via le zone più remote della camera.

Le tecniche di controllo motore per assicurare una combustione efficiente, in termini di prestazioni, consumo ed emissioni, prevedono l'azione su innumerevoli parametri.

Di seguito verranno analizzate nel dettaglio quelle che sono le principali variabili considerate in questo specifico caso di studio (Variable Valve Timing Intake/Exhaust, Start Of Injection, pressione nel rail), con un riferimento ai principali parametri caratteristici di un motore a combustione interna.

1.1.1 PARAMETRI CARATTERISTICI DI UN MCI

COPPIA E POTENZA EFFETTIVA

Volendo valutare le prestazioni di un motore, si consideri di utilizzare un *freno dinamometrico* in grado di assorbire e dissipare l'energia prodotta dal motore, simulando il comportamento dell'utilizzatore. Il motore trascina il rotore del freno, che a sua volta tenta di mettere in rotazione lo statore. Una cella di carico misura la forza F che deve essere applicata allo statore con braccio b , per impedirne la rotazione. La coppia sviluppata dal motore, in condizioni di equilibrio, è:

$$M_e = Fb$$

Essa corrisponde al momento torcente applicato sull'albero che collega meccanicamente il motore e il freno.

La potenza effettiva utile è data dal prodotto della coppia per la velocità di rotazione dell'albero motore:

$$P_e = \omega M_e = 2\pi n M_e$$

GRANDEZZE INDICATE

Utilizzando un trasduttore di pressione posizionato nella parete interna della camera di combustione e uno del volume disponibile nel cilindro (in funzione dell'angolo di rotazione e dei parametri geometrici), è possibile rilevare il diagramma di pressione in camera, in funzione del volume disponibile. Il *lavoro indicato* ceduto dal fluido al pistone, durante il ciclo, si ricava come:

$$L_i = \oint p dV$$

In un motore ad accensione comandata, il lavoro è regolato mediante riduzione dell'area di passaggio nel condotto di aspirazione, con conseguente riduzione di pressione all'interno del cilindro durante l'aspirazione.

La potenza indicata è calcolata come il prodotto tra il lavoro indicato ceduto dal fluido al pistone ad ogni ciclo e il numero di cicli eseguiti nell'unità di tempo n/ε :

$$P_i = L_i n/\varepsilon$$

La *pressione media indicata* (in seguito indicata come IMEP) è il parametro di confronto più utilizzato, poiché fornisce una stima del lavoro erogato, in relazione alla cilindrata:

$$p_{mi} = \frac{L_i}{V}$$

Si definisce rendimento organico η_o il rapporto tra la potenza disponibile effettivamente all'albero motore e quella indicata:

$$\eta_o = \frac{P_e}{P_i}$$

La *pressione media effettiva* è calcolata come:

$$p_{me} = p_{mi}\eta_o$$

CONSUMO SPECIFICO DI COMBUSTIBILE

Il parametro utilizzato per stabilire l'efficienza con la quale un motore utilizza il combustibile per produrre energia meccanica è il *consumo specifico* (di seguito indicato come FUEL CONS), definito come il rapporto tra portata di carburante utilizzata e potenza erogata:

$$c_{sc} = \frac{\dot{m}_c}{P_e} \quad [g/KWh]$$

1.1.2 AZIONAMENTO VARIABILE DELLE VALVOLE (VVT)

Nei cicli ideali si suppone che l'apertura e la chiusura delle valvole avvenga istantaneamente in corrispondenza dei punti morti. In pratica, però, le valvole di aspirazione e scarico si aprono e si chiudono durante intervalli di tempo finiti, in corrispondenza della posizione del pistone differente dai punti morti, con una determinata fasatura (*figura 1.1.1*).

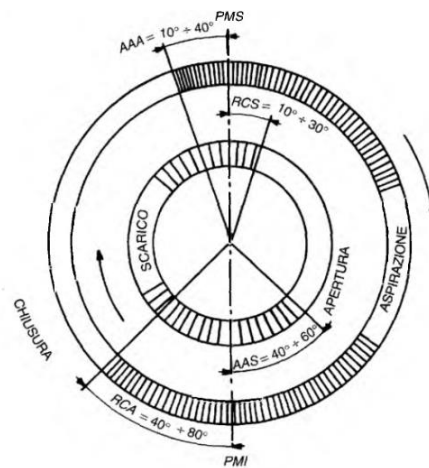


Figura 1.1.1 - Diagramma della distribuzione

In particolare, l'*anticipo di apertura* della valvola di scarico rispetto al PMI (punto morto inferiore) ha lo scopo di abbassare la pressione dei gas combusti prima della fase di scarico, avvicinandola a quella dell'ambiente esterno, senza ridurre in modo significativo il lavoro di espansione. Una parte dei gas viene espulsa in maniera spontanea, riducendo la spinta richiesta dal pistone in fase di scarico, e, inoltre, si ha la disponibilità di una maggiore area di passaggio dei gas, poiché, all'inizio della corsa di scarico, la valvola avrà già completato la fase di apertura.

Il *ritardo di chiusura* della valvola di scarico rispetto al PMS (punto morto superiore) favorisce il richiamo della carica fresca, sfruttando l'inerzia dei gas in uscita e l'apertura contemporanea delle valvole di aspirazione e scarico.

L'*anticipo di apertura* della valvola di aspirazione rispetto al PMS permette di sfruttare al meglio l'area di passaggio, che sarà massima all'inizio della fase di aspirazione, ed inoltre favorisce la spinta dei gas combusti attraverso lo scarico.

Il *ritardo di chiusura* della valvola di aspirazione rispetto al PMI sfrutta l'energia cinetica della carica per riempire più efficientemente il volume del cilindro, grazie all'introduzione di aria anche quando la fase di compressione è già iniziata.

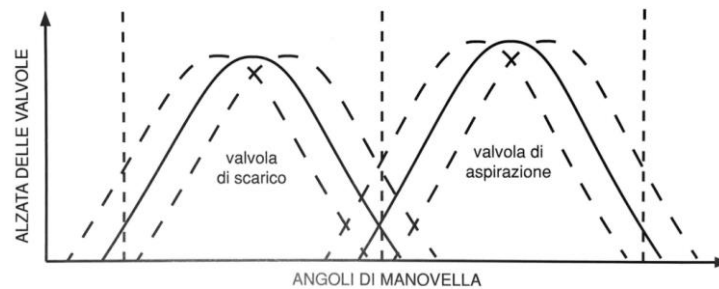


Figura 1.1.2 - Fasatura delle valvole

L'intervallo angolare durante il quale le due valvole (aspirazione e scarico) sono contemporaneamente aperte è detto *angolo di incrocio*. A pieno carico, la pressione nel collettore di aspirazione è molto alta, per cui i gas combusti non sono richiamati verso l'aspirazione, ma si dirigono comunque verso lo scarico, anche se la valvola di aspirazione è già aperta. La depressione che si crea nel cilindro, a causa della fuoriuscita dei gas di scarico, richiama carica fresca dal collettore di aspirazione, assicurando un buon lavaggio della camera. A carichi parziali, invece, la pressione nel collettore di aspirazione è bassa e durante l'incrocio delle valvole i gas vengono deviati in parte verso l'aspirazione, andando a favorire un ricircolo dei gas combusti al ciclo successivo. La fasatura dell'incrocio è perciò fortemente dipendente dal regime e dal carico: un ampio incrocio a bassi giri può causare una esagerata perdita di carica fresca, mentre a basso carico può causare un ricircolo di gas combusti eccessivo, andando ad incidere sulla qualità della combustione del ciclo successivo.

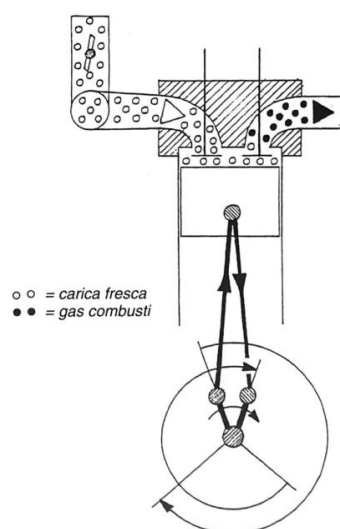


Figura 1.1.3 - Effetto dell'incrocio delle valvole

Per poter garantire un incrocio ottimale dal punto di vista delle prestazioni, della riduzione di consumi e della qualità dei gas di scarico, a diverse condizioni di funzionamento del motore (in termini di giri e carico) si ricorre all'*azionamento variabile* delle valvole, mediante i *variatori di fase*. Tali sistemi permettono di adattare la fasatura delle valvole in modo da ottenere migliori prestazioni e controllare il ricircolo dei gas per garantire una buona qualità dei gas di scarico.

1.1.3 SISTEMA DI INIEZIONE

I motori ad accensione comandata utilizzano combustibili abbastanza volatili da permettere un premiscelamento con l'aria, prima dell'inizio della combustione, per ottenere il giusto rapporto aria-combustibile che assicuri la potenza e il rendimento di combustione desiderati, per ogni condizione di funzionamento. Per assicurare il corretto miscelamento di combustibile e comburente adatto a favorire la combustione in camera, è importante il dosaggio e la polverizzazione del carburante. Quest'ultima è garantita da una pressione di iniezione sufficientemente alta da vaporizzare il carburante nella massa d'aria aspirata, sotto forma di spray di fini goccioline.

La pressione del *rail* è controllata dalla regolazione della portata della pompa ad alta pressione, mediante un sensore di pressione posizionato nel rail e comandato dalla centralina.

Il corretto controllo della pressione di iniezione è importante per evitare il fenomeno dell'*impingement*, ovvero dell'impatto di carburante liquido contro le pareti del pistone (in caso di iniezione diretta) o contro le sedi delle valvole (in caso di iniezione indiretta), con formazione di film liquido e conseguente cattivo miscelamento della carica. Ciò può portare alla formazione di zone molto ricche non interessate dalla combustione e quindi residui di carburante in forma liquida.

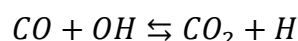
Un altro aspetto da considerare per la fase di iniezione è l'istante in cui essa avviene: se si vuole ottenere una miscela omogenea aria-combustibile, in maniera da assicurare una combustione soddisfacente della carica, è importante fasare l'iniezione di carburante rispetto al ciclo del motore. Infatti, nel caso di iniezione diretta, anticipando la SOI il più possibile, posizionandola poco dopo l'inizio della corsa di aspirazione, si concede allo spray un intervallo di tempo sufficiente per essere investito dal flusso di aria in aspirazione, in modo tale da mescolarsi e vaporizzare. Bisogna tener comunque presente, però, che anticipando esageratamente l'iniezione, si potrebbe incorrere in condizione di *impingement*, poiché il getto potrebbe raggiungere le pareti del pistone (che è molto vicino al PMS), con conseguente aumento di particolato.

1.1.4 FORMAZIONE E GESTIONE DEGLI INQUINANTI

I principali inquinanti immessi in atmosfera dai gas di scarico possono riassumersi in: monossido di carbonio CO, ossidi di azoto NO_x (principalmente monossido e diossido di azoto), una varietà di idrocarburi derivanti dalla combustione parziale del combustibile, indicati con la sigla HC, e particelle solide trasportate in atmosfera tramite sospensione dai gas (particolato).

A queste vanno aggiunte senza dubbio le emissioni di sostanze già presenti in natura (CO₂), ma la cui abbondante produzione in seguito ai cicli di combustione ne determina una difficile gestione da parte dell'ecosistema (effetto serra).

Il CO ha origine nelle zone di reazione, come prodotto dell'ossidazione incompleta e della dissociazione, alle alte temperature, di CO₂. Dopo la formazione del CO, segue la reazione di ossidazione:

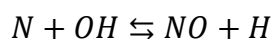
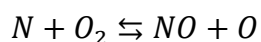
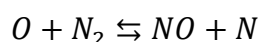


che ha una velocità di reazione bassa rispetto a quella di formazione del CO, per cui ciò che ne consegue è che non tutto il CO formatosi riesce ad ossidarsi in CO₂. La quantità di CO presente in uscita dal ciclo è fortemente dipendente dalla qualità della miscela (aumenta al diminuire dell'ossigeno, quindi in miscele ricche).

Gli HC si formano nelle zone dove il fronte di fiamma non riesce a penetrare, lasciando porzioni di gas contenenti idrocarburi incombusti o parzialmente ossidati.

I principali parametri di controllo della formazione degli HC sono: qualità della miscela (in quanto una maggiore quantità di ossigeno ne favorisce l'ossidazione), angolo di anticipo di accensione (una combustione più ritardata permette il proseguire delle reazioni di ossidazione anche durante la fase di scarico, facendo sì che gli incombusti si rimescolino ai prodotti di combustione e all'eventuale ossigeno presente) e la fasatura delle valvole.

Gli ossidi di azoto si generano alle alte temperature (oltre i 2000 K) raggiunte dai gas nella zona di reazione del fronte di fiamma e in presenza di sufficiente quantità di ossigeno, mediante la dissociazione delle molecole di N₂ e di O₂ e la successiva formazione degli ossidi (meccanismi di Zeldovich):



Infine, il particolato (PN) ha origine principalmente durante condizioni iniziali di avviamento a basse temperature, ma anche in fase di iniezione (impingement).

A partire dal 2017, la procedura WLTP (Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedure) ha sostituito quella NEDC (New European Drive Cycle), che non riflette adeguatamente le condizioni di guida o le tecnologie dei veicoli odierni.

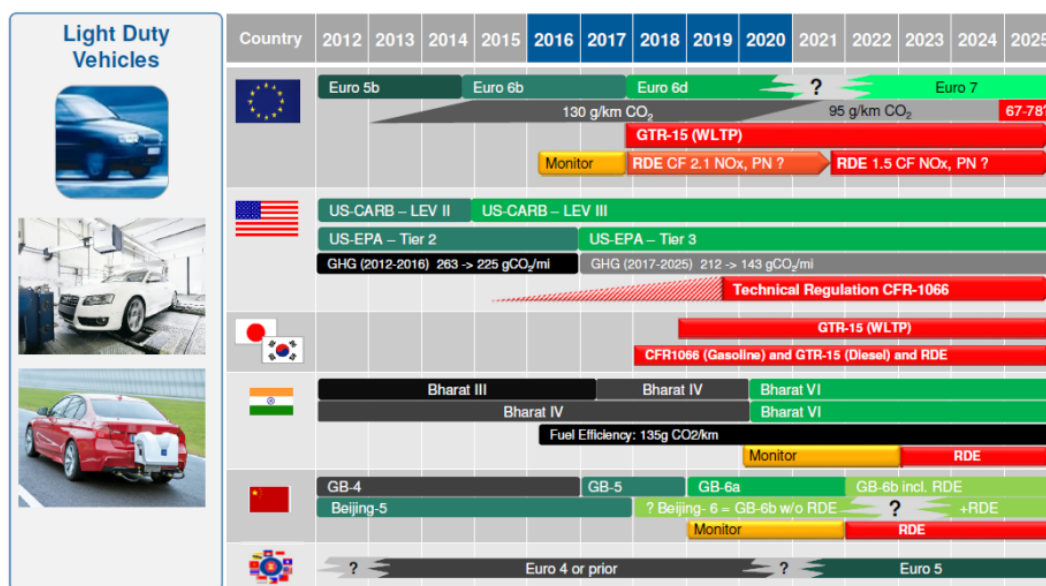


Figura 1.2.1 - Scenario normativo

Il ciclo NEDC prevedeva due fasi principali: la ripetizione di quattro cicli urbani alla velocità massima di 50 Km/h e un ciclo extraurbano alla velocità massima di 120 Km/h. La durata complessiva era di 1180 secondi, la distanza percorsa era 11.023 Km e la velocità media era di 34 Km/h.

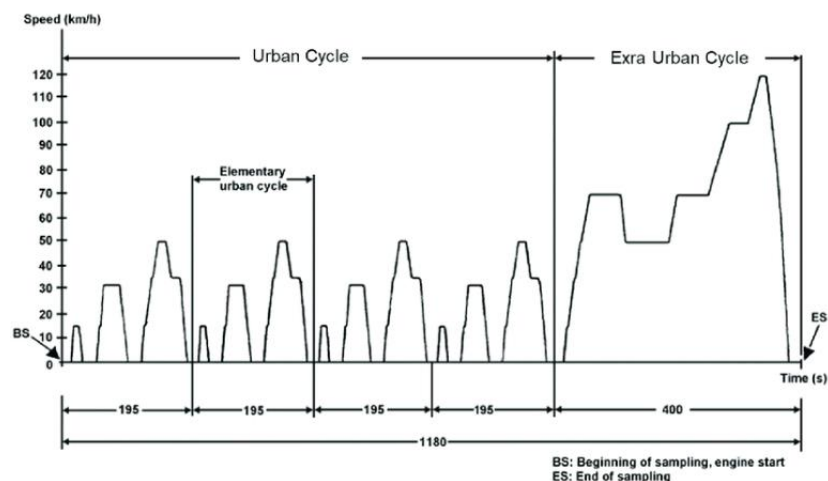


Figura 1.2.2 - Ciclo omologativo NEDC

Il ciclo NEDC è considerato poco realistico, in quanto le accelerazioni presenti sono piuttosto blande e poco rappresentative della guida reale. A tal proposito, è stato introdotto in sostituzione il ciclo WLTP, considerato adatto a fornire valori di consumo di carburante e di emissioni di CO₂ più rappresentativi delle condizioni reali, rappresentando un incentivo più forte per la diffusione di tecnologie efficienti, in termini di consumo di carburante ed emissioni.

Esso consiste in quattro fasi: low (fino a 56.5 Km/h), medium (fino a 76.6 Km/h), high (fino a 97.4 Km/h) ed extra-high (fino a 131.3 Km/h). La durata complessiva del ciclo è di 1800 secondi e la distanza è di 23.25 Km.

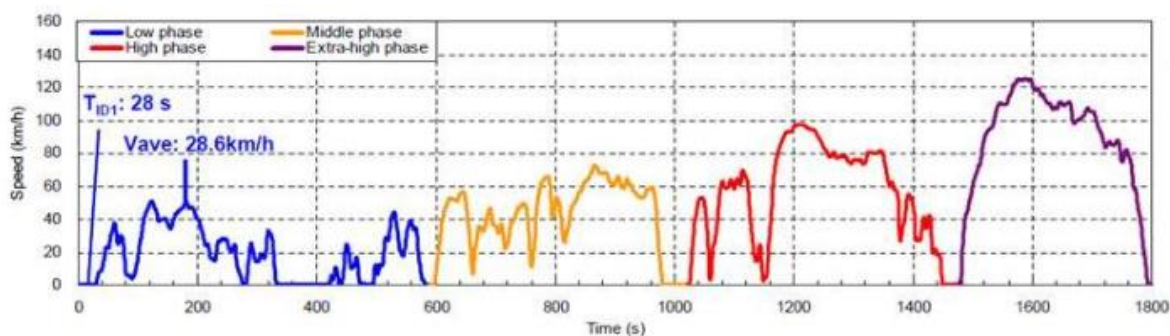


Figura 1.2.3 - Ciclo omologativo WLTP

Lo scopo della calibrazione è quello di determinare le combinazioni delle attitudini, in diverse condizioni di funzionamento del motore, al fine di ottenere un comportamento ottimale, in termini di prestazioni, emissioni e consumo.

In ottica WLTP la calibrazione dei punti sulla mappa giri/carico avviene mediante analisi approfondita di quelli tipicamente toccati dal motore durante i cicli omologativi (zona *emission relevant*) e di quelli sulla curva di massima coppia. I punti al di fuori di queste zone sono

determinati con l'interpolazione delle calibrazioni dei primi con i secondi, poiché le esigenze dell'omologazione si rivolgono tipicamente alla zona a bassi giri e basso carico.

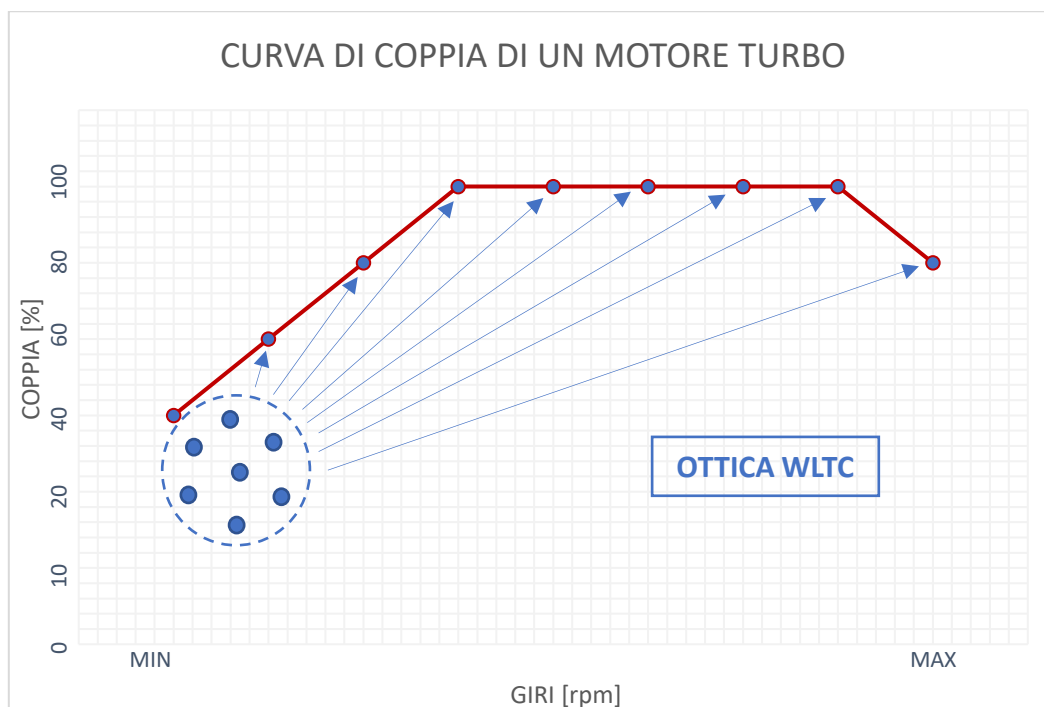


Figura 1.2.4 - Area da testare in ottica WLTP

Contemporaneamente all'introduzione dei cicli WLTP, è stato introdotto anche il test RDE, il quale integra il test di laboratorio eseguito dall'altro ciclo, aggiungendo restrizioni sulle emissioni anche in condizioni reali di guida su strada. Al fine di misurare le emissioni inquinanti durante la guida del veicolo su strada, le auto di prova sono dotate di sistemi di misurazione portatili (PEMS) che forniscono un monitoraggio completo in tempo reale dei principali inquinanti emessi dal veicolo. I dati raccolti vengono analizzati per verificare che le condizioni al contorno del test siano state rispettate e che le emissioni rientrino nei limiti del regolamento. I limiti da non superare sono definiti come quelli prescritti nel test di laboratorio (WLTP) moltiplicati per i fattori di conformità (CF), i quali tengono conto del margine di errore della strumentazione di bordo. Questa procedura verifica le emissioni di ossidi di azoto (NOx) per ridurre la discrepanza tra le emissioni misurate nella guida reale e quelle misurate in laboratorio (WLTP).

Il test in RDE prevede la guida su strada in diverse condizioni di:

- altitudine (fino a 1300 m)
- temperatura (da -7°C a 35°C)
- carico utile aggiuntivo

- salita e discesa
- strade urbane (fino a 60 Km/h)
- strade rurali (fino a 90 Km/h)
- autostrade (fino a 145 Km/h)

Con l'avvento della normativa RDE (Real Drive Emissions), la regione operativa del motore sottoposta a controllo durante i test di conformità è aumentata in modo significativo.

Si ha, quindi, la necessità di assicurare una calibrazione accurata di un numero ben maggiore di punti motore, che conduca alla scelta dei parametri operativi in ogni condizione di funzionamento.

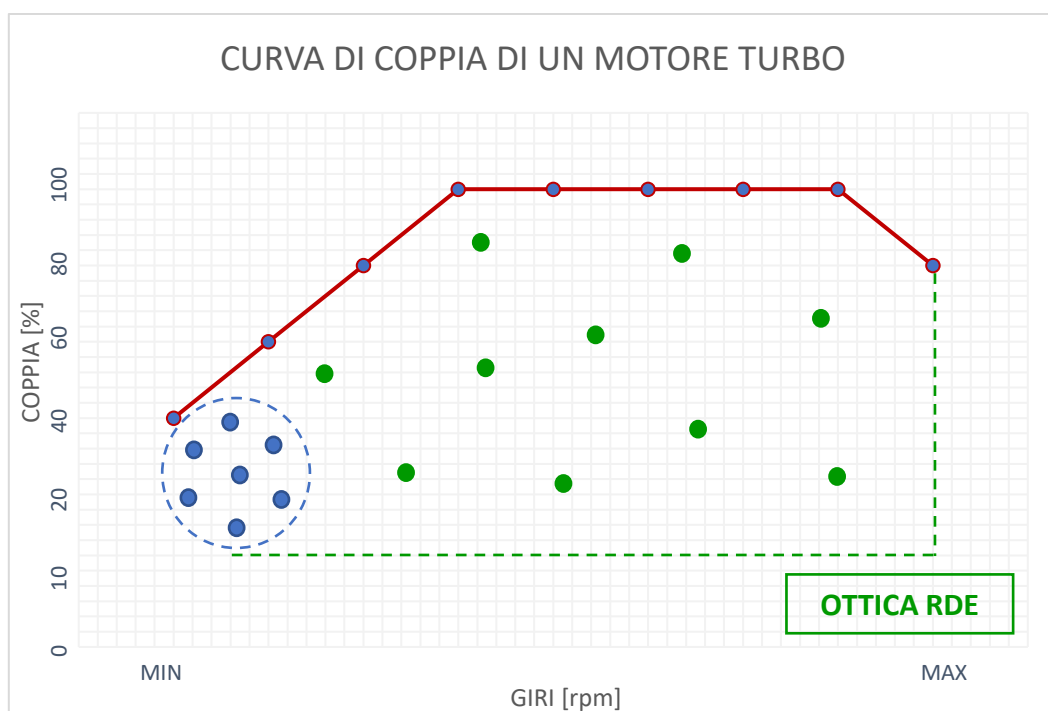


Figura 1.2.5 - Estensione dell'area da testare in ottica RDE

Con le attuali metodologie di calibrazione, la difficoltà sta nella necessità di avere a disposizione un'enorme quantità di tempo e risorse, per poter ripetere, un gran numero di volte, operazioni di grande complessità quali: la progettazione delle prove, l'esecuzione a banco e il post-processing dei dati.

Ciò porta alla ricerca di strategie di calibrazione innovative per l'ottimizzazione dei parametri di combustione, attraverso l'impiego di metodologie non convenzionali, che consentano l'esecuzione dei test in maniera automatizzata, sfruttando al meglio i tempi e le risorse a disposizione.

1.3 LAYOUT DI SALA PROVA MOTORE

La *sala prova motore* è l'ambiente in cui vengono effettuate le attività di sperimentazione per la calibrazione e consiste in due zone principali. La prima zona è la *sala motore*, ovvero una cella mantenuta a livelli controllati di temperatura, pressione e umidità, che ospita il motore (posizionato in appositi alloggiamenti e vincolato da sostegni che ne limitano le vibrazioni), la strumentazione e il freno dinamometrico (collegato al motore mediante un albero) e il controllo dei parametri della prova. La seconda zona è la *sala comando*, esterna alla cella, che ospita la strumentazione software utilizzata dall'operatore e dallo sperimentatore per monitorare i segnali provenienti dai sensori collegati al motore e agire sui parametri di calibrazione, comunicando direttamente con la ECU (Engine Control Unit).

La sala è dotata, inoltre, di sistemi antincendio, di rilevazione dei gas, di ricircolo dell'aria e sistema di insonorizzazione, per assicurare la completa sicurezza dell'ambiente di lavoro.

1.3.1 LAYOUT TRADIZIONALE

Il primo software presente nella sala prova è AVL PUMA, un *automation system*, ovvero un sistema utilizzato per controllare e monitorare il processo in modo computerizzato.

Esso utilizza sistemi di sensori, circuiti di controllo e attuatori automatici per raccogliere, elaborare, calcolare e controllare le variabili di processo, in totale sicurezza. Infatti, nel caso di non rispetto delle condizioni di sicurezza monitorate dal sistema, una serie di azioni, come allarmi e stop motore, vengono immediatamente eseguite. PUMA riceve alcuni canali di centralina, legge i sensori di cella e può leggere valori provenienti dal pc di INDICOM. Fungendo da interfaccia con l'utente, comanda il target dei parametri di giri e carico attraverso l'azione sul freno, secondo la legge:

$$J\dot{\omega} = C_{mot} - C_{res}$$

Ad esempio, una volta settati i valori di giri e coppia su PUMA, il freno dinamometrico esercita una coppia resistente pari a C_{mot} poiché, per ottenere un numero costante di giri, $\dot{\omega}$ deve essere nullo (regime stazionario).

Il secondo software è Etas INCA, un *application system*, ossia un software progettato per il sostegno dell'utente a svolgere un'attività, mediante la manipolazione di dati. Esso riceve input dalla ECU del motore e dai segnali provenienti dai sensori installati sul motore e invia i parametri di controllo per la gestione degli attuatori (disponibili come scalari, vettori o mappe).

AVL INDICOM è il software adibito all'acquisizione dei parametri di combustione, grazie all'elaborazione dei segnali (a frequenze molto alte) di pressione provenienti dalle camere di combustione e dei volumi disponibili dei cilindri, ricavandone il diagramma del ciclo indicato, secondo le relazioni descritte nel paragrafo 1.1.1. Il sistema permette la valutazione dei parametri IMEP, MFB50, COV e indicatore di detonazione.

La ECU (Engine Control Unit) è il centro nevralgico del motore, che sovrintende a ogni aspetto del suo funzionamento prendendo segnali dalla moltitudine di sensori, elaborandone le informazioni e inviando i comandi relativi alle attuazioni, in base alla strategia di controllo definita. Essa comunica direttamente con il pc di INCA, per la ricezione e l'invio dei segnali.

1.3.2 LAYOUT AUTOMATIZZATO

Il layout tradizionale viene modificato con l'aggiunta di software per la calibrazione automatizzata, che prendono parte attiva al controllo dell'intera attività di prova.

AVL CAMEO (Computer Aided Method for Engine Optimization) è un software per la calibrazione automatizzata, che permette l'esecuzione di test in modalità online e off-line, la modellazione sulla base dei dati misurati e l'ottimizzazione del modello, per la ricerca delle calibrazioni ottime per il funzionamento.

Il sistema, che si aggiunge a quelli del layout tradizionale, assume diverse funzionalità di controllo del banco, delle attuazioni e di misura.

A tal proposito, CAMEO si interfaccia con PUMA per il controllo dei parametri di giri e carico e per il controllo in automatico delle attuazioni, che normalmente è affidato ad INCA (modalità manuale di variazione dei parametri). Quest'ultima azione è possibile mediante la variazione delle attuazioni su INCA, con la sostituzione in automatico dei valori all'interno delle apposite mappe.

La ECU risponde, a questo punto, direttamente ai comandi di CAMEO, mediante l'interfaccia di INCA.

Si sottolinea che, in caso di anomalia o raggiungimento di condizioni gravose per la sicurezza, laddove dovesse essere necessario un intervento, il sistema di allarmi di PUMA agisce anche in modalità di controllo automatica.

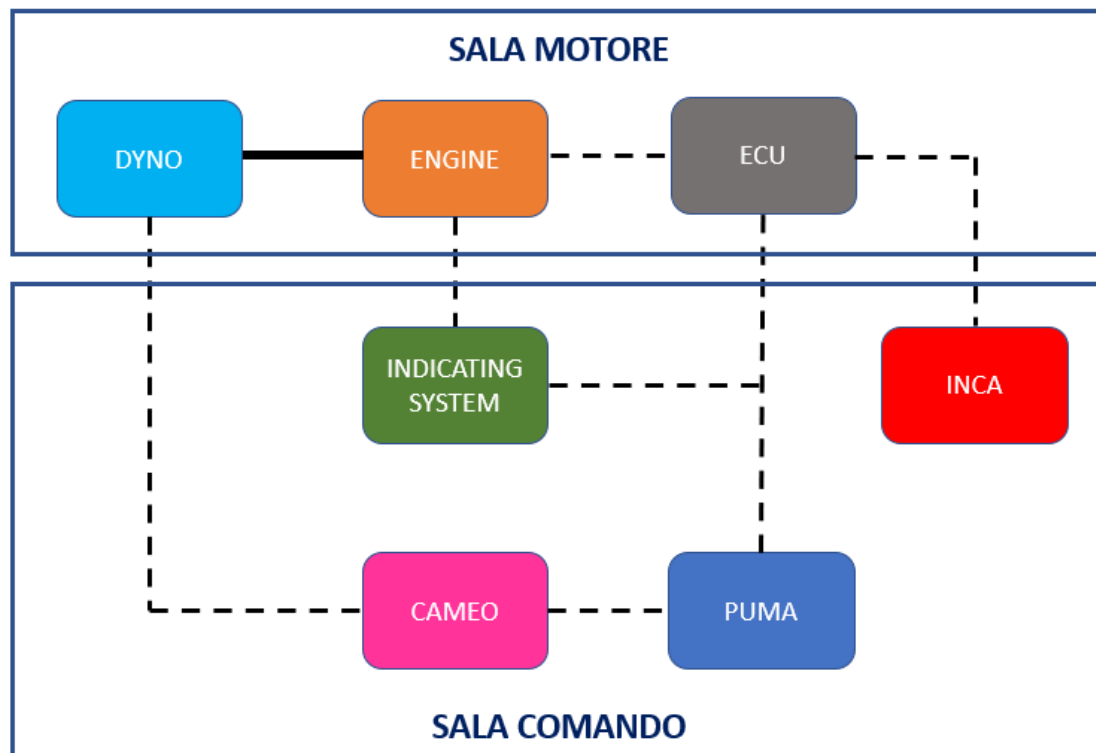


Figura 1.3.1 - Layout di cella automatizzata

La sala comando ospita, oltre ai sistemi appena elencati, anche i sistemi per l'acquisizione delle misure degli inquinanti, i cui valori sono comunicati e visualizzabili dall'interfaccia di PUMA, insieme a tutti gli altri canali di misura.

2 STRATEGIE DI CALIBRAZIONE TRADIZIONALI

Le procedure di calibrazione prevedono la composizione di un piano di prove da effettuare a banco, per la ricerca dell'ottimo di calibrazione, ovvero la combinazione delle attuazioni da applicare, in modo tale da restituire il miglior compromesso tra prestazioni richieste e valori di emissioni e consumo entro i limiti stabiliti da normativa e da esigenze progettuali.

La scelta delle prove da effettuare a banco è una fase importante da cui dipende la buona riuscita dell'esperimento.

Per la definizione di un piano prove esaustivo, viene applicato il concetto di DoE (Design Of Experiment).

2.1. DESIGN OF EXPERIMENT (DOE)

Nella sua forma più semplice, un esperimento mira a prevedere il risultato introducendo un cambiamento di una o più variabili indipendenti, denominate anche "variabili di input" o "variabili predittive". La modifica delle variabili indipendenti comporta l'alterazione di una o più variabili dipendenti, denominate anche "variabili di output" o "variabili di risposta".

Un Design of Experiment (DoE) identifica i valori delle variabili di controllo (input) da attuare, fornendo una pianificazione dell'esperimento in condizioni statisticamente ottimali, per l'ottenimento di buona validità, affidabilità e replicabilità del test.

Esistono diverse tipologie di DoE, tra cui quelle di maggiore interesse:

1. **Full factorial design:** è un esperimento in cui si considerano due o più *fattori* (variabili), ciascuno dei quali può assumere diversi valori. Il numero di valori che ogni fattore può assumere è detto *numero di livelli*.

Vengono considerate tutte le possibili combinazioni dei livelli. Tale esperimento consente di studiare l'effetto di ciascun fattore, nonché gli effetti delle interazioni tra i vari fattori, sulla variabile di risposta.

$$n = l^k$$

dove n è il numero di combinazioni, l è il numero di livelli e k è il numero di variabili.

2. **Latin hypercube design:** è una generalizzazione del caso "*latin square*" (bidimensionale), in cui si considera un quadrato con n righe e n colonne, dove vengono posizionati i valori

assumibili da due parametri contemporaneamente. L'incrocio di ogni riga con ogni colonna rappresenta una misura ben precisa.

In *figura 2.1.1*, sono raffigurati 4 diversi esperimenti sulle variabili x e y , le quali hanno 4 livelli ciascuna. I numeri da 1 a 4 indicano le possibili configurazioni secondo questo criterio. In ognuna di queste ogni riga (e ogni colonna) ospita sempre un solo campione. Per comprendere meglio, è utile immaginare il quadrato come una scacchiera su cui sono posizionate quattro torri, le quali possono muoversi soltanto in orizzontale e verticale lungo la scacchiera, senza minacciarsi a vicenda.

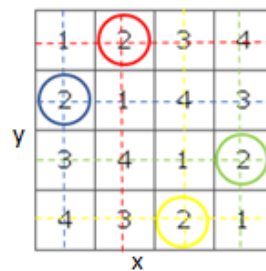


Figura 2.1.1- Latin Square Design

Il latin hypercube permette di estendere questo tipo di design a casi multidimensionali (più di due variabili) dove, ad esempio, nel caso di tre dimensioni, abbiamo un cubo: ogni campione si trova su una sola riga, una sola colonna e un solo asse che incrocia il piano di queste ultime.

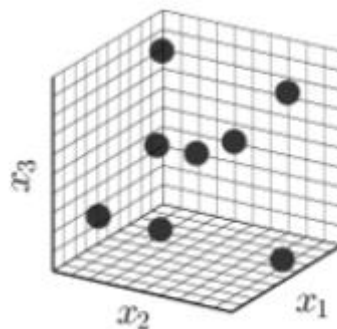


Figura 2.1.2 – Latin Hypercube Design

3. **D-optimal design:** a differenza del full factorial, esso non considera tutte le combinazioni possibili tra i parametri, ma ne sceglie solo alcune.

Viene utilizzato in casi in cui si richiede:

- Restrizione o irregolarità dell'area interessata alla sperimentazione

- Fattori multilivello
- Creazione di un design di partenza, che può eventualmente essere ottimizzato mediante full factorial (qualora le condizioni generali del sistema dovessero subire variazioni).

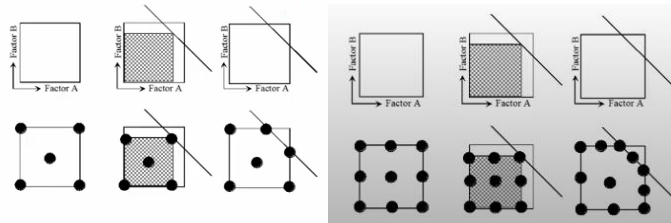


Figura 2.1.3 – D-optimal Design

Supponiamo di avere in partenza 9 combinazioni dei fattori x_1 e x_2 di 3 livelli ciascuno. Poiché, un modello lineare del tipo: $y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \varepsilon$ ha 3 gradi di libertà, il numero di esperimenti necessari si riduce a 3. Esistono $\frac{9!}{3! \times 6!} = 84$ possibili modi di selezionare 3 prove su 9 (figura 2.1.4).

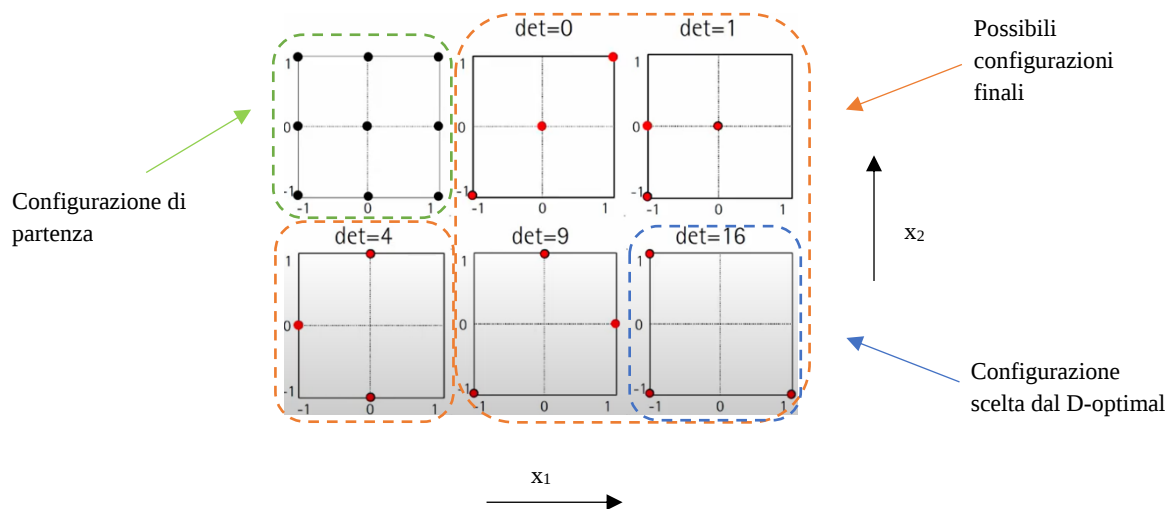
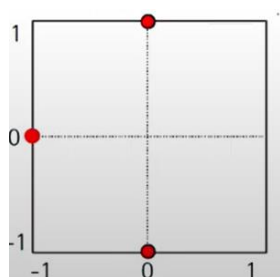


Figura 2.1.4 – Possibili configurazioni a 3 livelli

Le coordinate dei punti definiscono la matrice X . Definita la sua inversa X' , la matrice derivata dal prodotto delle due è la "matrice di informazione" ($X'X$). Per ogni configurazione viene calcolato il determinante di $X'X$, come nell'esempio seguente, in cui si considera la combinazione con $\det = 4$.



X		
1	-1	0
1	0	-1
1	0	1

coordinate dei punti



X'		
1	1	1
-1	0	0
0	-1	1

matrice inversa



X'X		
3	-1	0
-1	1	0
0	0	2

$$\text{Det}(X'X) = (3 \times 1 \times 2) + (-1 \times 0 \times 0) + (0 \times (-1) \times 0) - (0 \times 1 \times 0) - (0 \times 0 \times 3) - (2 \times (-1) \times (-1)) = 4$$

Per un dato modello $Y = \beta X + \varepsilon$, questo metodo ha come scopo quello di minimizzare la varianza e quindi massimizzare il determinante della matrice di informazione.

Il D-optimal sceglie, perciò, la configurazione che offre il determinante della matrice $X'X$ maggiore tra tutte le possibili 84 (che in questo caso corrisponde a 16).

La combinazione scelta è, quindi:

x1	x2
1	-1
-1	1
-1	-1

Tabella 2.1 - Configurazione a 3 livelli

Di seguito si elencano le proprietà fondamentali delle tre tipologie di design appena descritte:

FULL FACTORIAL	LATIN HYPERCUBE	D-OPTIMAL
Considera tutte le possibili combinazioni	Si limita solo ad alcune combinazioni	Si limita solo ad alcune combinazioni
Utile in qualsiasi caso	Utile in caso di non linearità della risposta del sistema	Utile in caso di irregolarità dell'area di interesse (aggiunta di <i>constraints</i>)
Non sempre realizzabile per l'elevato numero di esperimenti previsti	È bene scegliere un numero di punti sufficiente	Possibile infittimento dei punti mediante design aggiuntivo

Tabella 2.2 - Caratteristiche dei diversi DoE

2.2. PASSIVE DOE

Nelle attuali procedure di calibrazione, viene utilizzato un DoE di tipo “passivo”, realizzato nella fase preliminare dell'esperimento. Il piano prove fornito da questa tipologia di DoE è originato dall'esplorazione delle combinazioni degli input in tutto il piano definito dai range delle singole variabili.

Il piano prove è costituito esclusivamente dai punti definiti dal DoE nella fase preliminare e non viene modificato in fase di test.

Di seguito si descrive una procedura di calibrazione di tipo tradizionale, basata su *Passive DoE*, di uno specifico punto motore.

2.2.1 DESCRIZIONE DELLA PROVA

Nel caso in esame, viene analizzato il punto motore a 2500 rpm (giri) e 2 bar di BMEP (carico), in ottica di minimizzare le emissioni di CO, HC e NO_x, PN e consumo specifico.

Si procede con la definizione delle attuazioni (variabili in input):

1. P_{rail} : pressione all'interno del rail
2. SOI (Start Of Injection): istante angolare in cui inizia la fase di iniezione di carburante in camera di combustione

3. VVT_{IN} (Variable Valve Timing in intake): fasatura dei variatori sulla corsa di apertura delle valvole di aspirazione
4. VVT_{EX} (Variable Valve Timing in exhaust): fasatura dei variatori sulla corsa di apertura delle valvole di scarico

Le variabili in output sono, invece:

1. CO: monossido di carbonio
2. NO_x: ossidi di azoto
3. HC: idrocarburi incombusti
4. PN: particolato
5. FUEL CONSUMPTION: consumo specifico
6. IMEP COV: indice di stabilità di combustione

Si vogliono determinare i valori delle attuazioni, che forniscano i minimi valori possibili di inquinanti e consumo.

Il primo step è la definizione dei limiti superiori e inferiori entro cui variare le attuazioni. Ciascun input può assumere svariati valori, compresi tra il minimo e il massimo. Lo scopo è quello di trovare la combinazione ottima di tutti e quattro i parametri in ingresso per ottenere i valori desiderati in uscita.

A tal proposito, la strada migliore per ottenere un risultato affidabile sarebbe quella di provare a banco ogni combinazione possibile, confrontare i risultati ottenuti sugli output e scegliere quella migliore fra tutte. Ma, questa operazione richiederebbe un dispendio di tempo e risorse esagerato e non attuabile.

Da qui nasce il bisogno di creare un *modello*, sulla base di alcune delle combinazioni scelte, grazie al quale sarà possibile prevedere il comportamento del sistema, su un maggior numero di punti.

A tale scopo, risulta essere di notevole sostegno all'analisi l'utilizzo del software AVL CAMEO 4TM, descritto nel precedente capitolo.

2.2.2 INDIVIDUAZIONE DEL DOE DI PARTENZA

Nella sezione di CAMEO, visualizzata nell'immagine seguente, è possibile scegliere la tipologia di DoE che da creare.

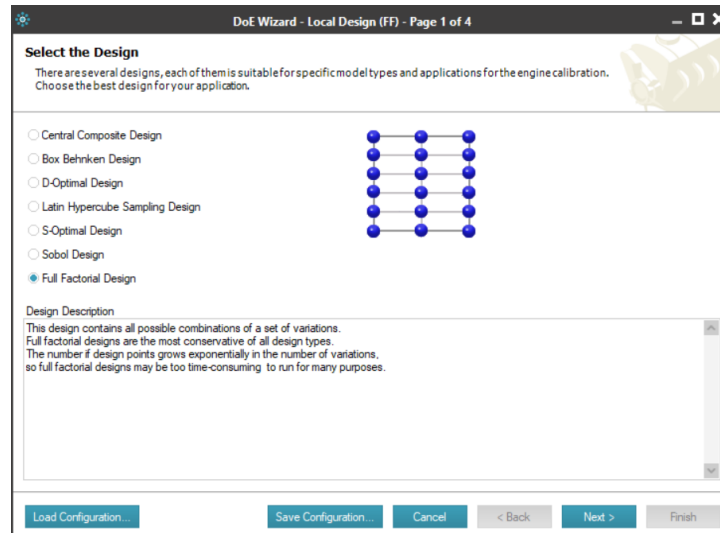


Figura 2.2.1 - Scelta della tipologia di DoE

FULL FACTORIAL

Scegliendo un numero di livelli pari a 9, con un *full factorial design* si otterrebbe un set di 6562 punti.



Figura 2.2.2 – Esempio di Full Factorial Design

LATIN HYPERCUBE

Con il metodo *latin hypercube design*, il numero dei punti calerebbe drasticamente a 55.

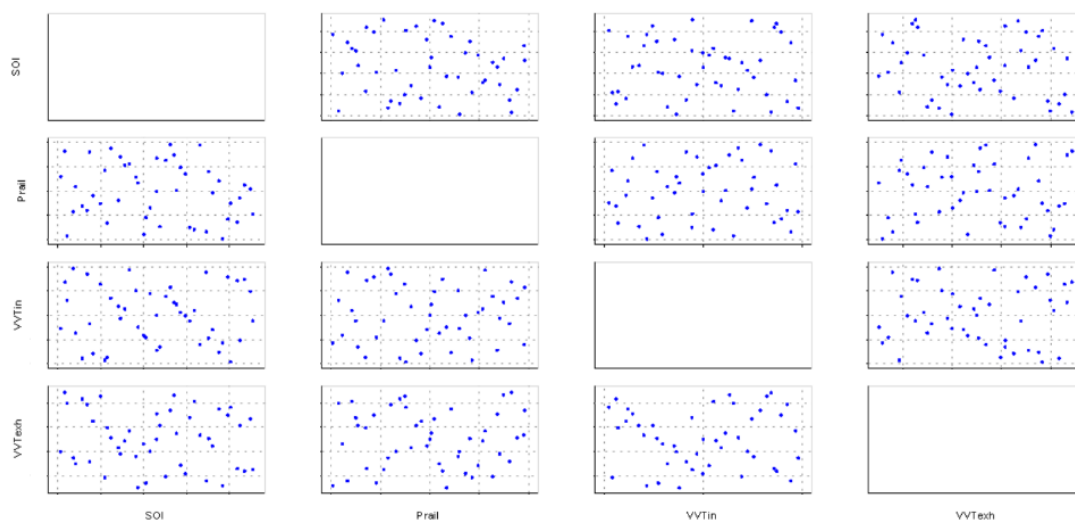


Figura 2.2.3 – Punti generati da Latin Hypercube

D-OPTIMAL

Scegliendo un DoE di tipo *D-optimal*, partendo da un polinomio di 3° grado, con 9 livelli per ognuno dei 4 parametri, verrebbero generati 32 punti.

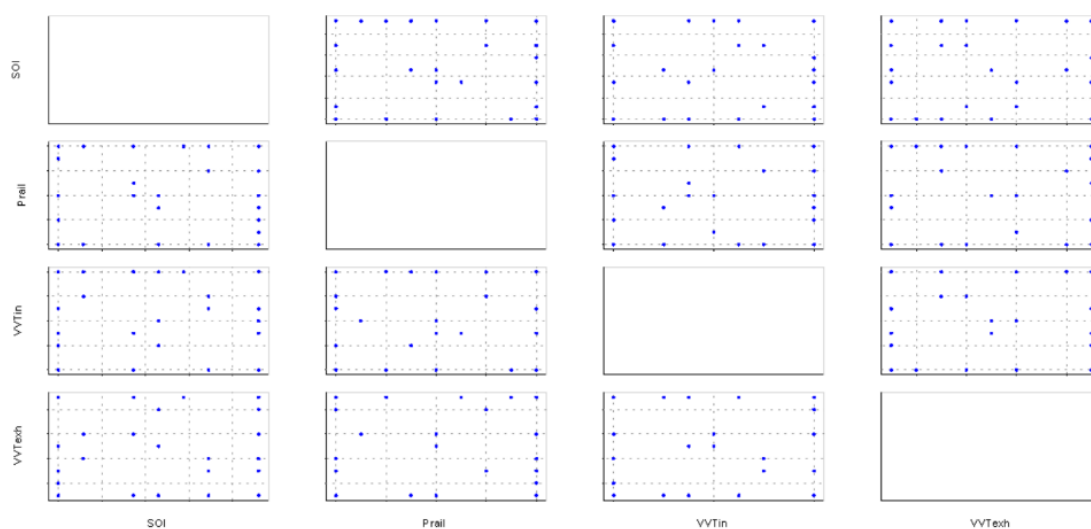


Figura 2.2.4 – Punti generati da D-optimal

Per la definizione di un piano prove, si ha la necessità di avere a disposizione abbastanza punti, affinché la quantità dei dati sia sufficiente a garantire la buona riuscita dell'esperimento.

A tal proposito, il metodo Full Factorial risulterebbe il più esaustivo, poiché non escluderebbe nessuna delle combinazioni possibili e assicurerebbe un risultato molto attendibile.

Il numero di prove suggerito da questo tipo di DoE è, però, impossibile da attuare a banco, in un tempo ragionevole e con un limitato dispendio di risorse (si pensi, infatti, all'impiego del personale durante tutta l'attività, oltre che al deterioramento di motore e strumentazione, causato da un utilizzo prolungato).

Gli altri due metodi, al contrario, forniscono un numero di punti inferiore e non ricoprono interamente il campo delle possibili combinazioni.

Per tali ragioni, è necessario optare per un compromesso tra un numero sufficiente di prove da effettuare e fattibilità delle prove. Dunque, viene costituito un *DoE misto*, unendo i punti generati dal Latin Hypercube e dal D-optimal.

Sono ottenuti, così, 87 punti, ai quali sono aggiunti ulteriori punti di ripetizione, per la replica di alcune misure, da effettuare nelle stesse condizioni di input, allo scopo di verificare la ripetibilità delle misure e diagnosticare eventuali fenomeni di drift dell'hardware o degli strumenti. Il numero totale di prove da eseguire è così giunto a 100.

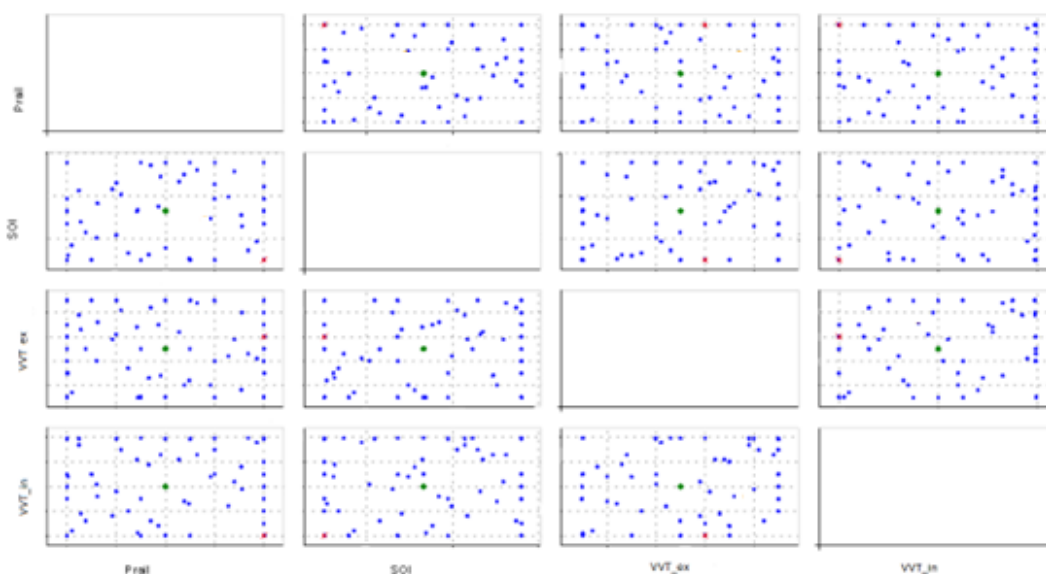


Figura 2.2.5 – Punti generati da Latin Hypercube e D-optimal

Poiché CAMEO non permette di default la formulazione un DoE misto, bisogna generare i due separatamente, generando prima il Latin Hypercube, i cui dati sono esportati in un foglio EXCEL, e successivamente il D-optimal. Durante la creazione di quest'ultimo, vengono inseriti dalla sezione “inclusion”, i punti precedentemente determinati dal Latin Hypercube (eseguendo un import da file Excel).

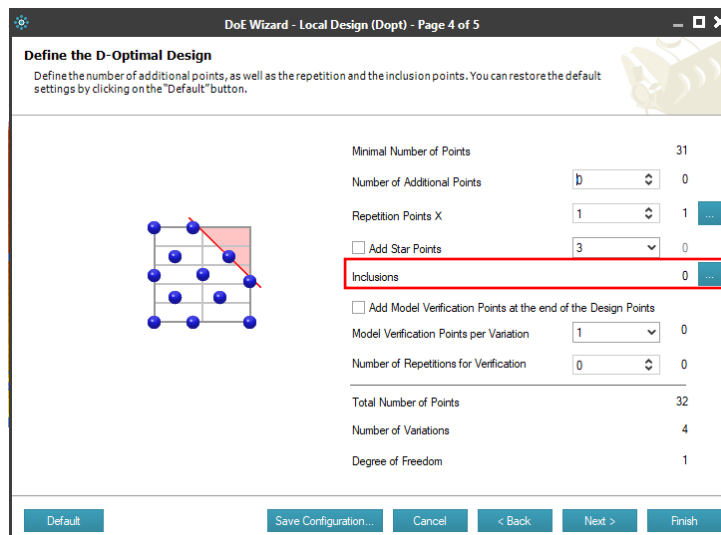


Figura 2.2.6 – Inclusion dei punti del LH nel D-optimal

2.2.3 ESECUZIONE DELLA PROVA

Una volta determinati i punti, si procede con le prove a banco e la successiva raccolta dei dati sulle misure effettuate.

Dopo aver verificato la connessione dei software e impostato la modalità di controllo manuale del banco, la prova ha inizio.

Vengono settati, dal pc di PUMA, i valori dei canali di giri e carico del punto motore da analizzare, i quali vengono mantenuti costanti durante tutta la prova.

A questo punto, si procede con l'esplorazione delle combinazioni delle attuazioni suggerite dal DoE formulato in precedenza, inserendo manualmente i valori nelle mappe indicative delle quattro variabili (Prail, SOI, VVT_{IN} , VVT_{EX}), presenti nell'interfaccia di INCA.

Lo sperimentatore controlla, per ogni punto, il comportamento della combustione, mediante la visualizzazione del canale della IMEP COV e il segnale di pressione, sul pc di INDICOM. Se il valore della COV è al di sotto di 20 e il motore mostra stabilità (ovvero non si verificano *misfire*), si procede all'attuazione della variazione dell'anticipo, per il centraggio della combustione nell'intorno di 8° ATDC (valore dell'angolo MFB50). Quando il valore desiderato di MFB50 (visibile sempre da INDICOM) è raggiunto, il punto è mandato in misura. Se, durante la modifica dell'angolo di anticipo, il motore mostra instabilità, il punto è ritenuto invalido e si procede con il prossimo.

Dopo il raggiungimento di una soglia di punti ritenuti invalidi, lo sperimentatore può decidere di effettuare le operazioni di *purge degli strumenti* e *pulizia camera di combustione*, per ripristinare le condizioni dell'hardware. La prima avviene con il richiamo manuale, dal pc di

PUMA, dei dispositivi dedicati; la seconda avviene modificando i valori dei canali di giri e carico, portando il motore in condizioni più favorevoli, in modo tale da “pulire” la camera dai residui di combustione.

Al termine della prova, il numero di dati collezionati (ossia di misure valide) è di 46, a partire da un set di 100 punti analizzati.

2.2.4 PULIZIA DATI E VERIFICA DRIFT DI STRUMENTI E HARDWARE

I dati raccolti dalle prove vengono importati in CAMEO e vengono stabilite le variabili di input (*variation*), quelle di output (*response*) e quelle da riferire a misure semplici (*measurement*).

In figura 2.2.7 sono rappresentati alcuni dei punti misurati a banco, in cui i valori delle variation sono normalizzati tra 0 e 100, mentre quelli delle response rispetto al valore massimo misurato.

No.			VVTex NORM [-]	VVTin NORM [-]	SOI NORM [-]	Prail NORM [-]	IMEP COV [%]	MFB50 [deg]	fuelc norm [-]	PN NORM [-]	NOx NORM [-]	HC NORM [-]	CO NORM [-]
			Variation	Variation	Variation	Variation	Response	Measureme	Response	Response	Response	Response	Response
1	1	1	50	50	50,222	50	1,895	9,323	91,828	0,070316	47,763	43,402	49,877
2	1	1	25	0	62,614	100,1	2,363	7,639	89,247	0,091907	30,169	47,718	59,935
3	1	1	100	62,5	99,79	99,95	2,832	7,297	87,742	8,3361	19,334	49,71	81,307
4	1	1	0	2,5	51,527	36	2,129	7,685	93,548	0,13208	44,235	45,643	56,865
5	1	1	72,5	77,5	49,57	35,5	1,637	9,313	91,613	0,11589	53,777	45,56	43,697

Figura 2.2.7 - Data editor di CAMEO

Vengono determinati, nella fase preliminare di definizione delle prove, i *repetition points*, che sono punti di misura ripetuti due o più volte durante il test. L’obiettivo è quello di verificare la ripetibilità nel comportamento del motore, in condizioni di funzionamento note per essere stabili.

In figura 2.2.8 sono visibili i repetition points sulle variation (in verde).

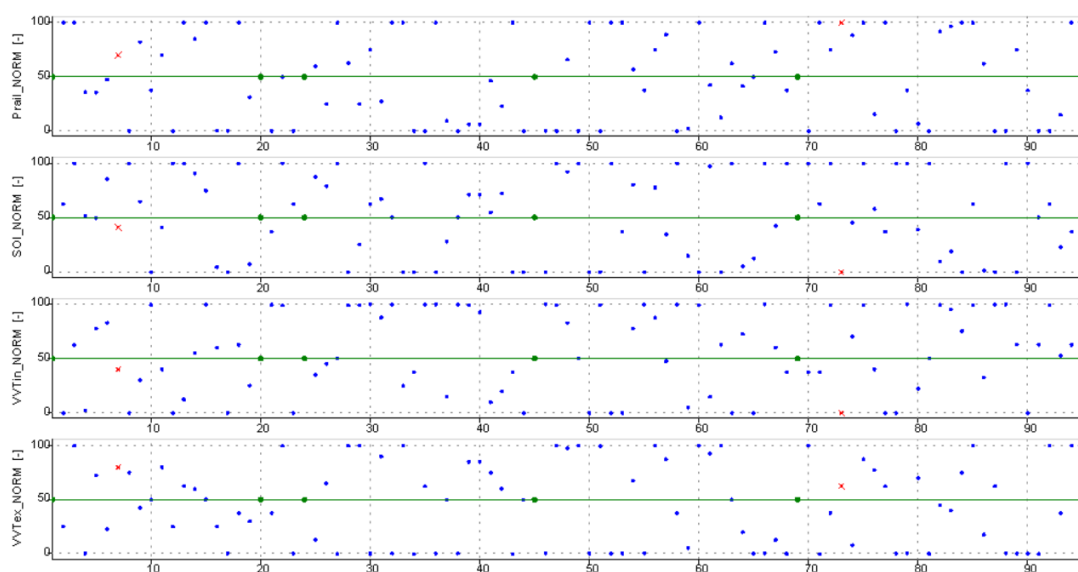


Figura 2.2.8 – Grafico delle variation

Graficando gli output, si può stimare l'andamento delle misure lungo la linea dei repetition points e valutare se esse sono coerenti tra un punto e l'altro, alle stesse condizioni degli input (misure di alcuni output in *figura 2.2.9*).



Figura 2.2.9 – Grafico delle misure di CO, HC e NOx

Una volta collezionati tutti i dati, questi vengono filtrati degli eventuali *outliers*, ovvero dei punti rilevati durante le misure, che vanno al di fuori di due bande di accettabilità (rossa se si tratta di un “outlier” e arancione se di “sospetto outlier”) definite automaticamente o manualmente.

È bene valutare, per ogni variabile, se accettare o meno gli outliers nei dati da inserire nel modello. In particolare, se un outlier è presente sulle measurement, possiamo ritenerlo valido in determinate condizioni, purché sia irrilevante sulla scala di misura, in quanto non andrà ad influire direttamente sulla qualità del modello. Se, invece, è presente su una variation, vanno fatte opportune considerazioni affinché la misura sia ritenuta valida.

In *figura 2.2.10* è fornito un esempio di due outliers: uno su una measurement e uno su una response.

In questo caso, il punto sulla response viene considerato, poiché può fornire informazioni importanti sulla causa del discostamento di quel valore dalla media. Il punto sulla measurement, invece, viene escluso, poiché i dati si discostano di molto rispetto alla media generale e la causa potrebbe essere un errore durante la misura.



Figura 2.2.10 – Visualizzazione degli outliers

2.2.5 MODELLO

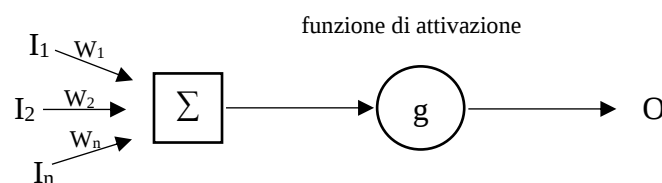
Il modello viene costruito sulla base dei dati eventualmente filtrati nello step precedente.

La prima fase è rappresentata dalla scelta della tipologia di modello (in CAMEO le più comuni sono: rete neurale-*RNN* e polinomiale-*FreePolyModel*), ovvero della legge matematica che metterà in relazione i vari parametri. Successivamente si valuta la bontà del modello attraverso indicatori specifici per ogni tipologia.

TIPOLOGIE DI MODELLO

- *Rete neurale*: è un sistema di elaborazione dell'informazione che emula la rete neurale biologica.

La struttura di una rete neurale è composta da tante unità elementari dette “neuroni”, collegate tra loro mediante connessioni dette “sinapsi”. Ogni neurone presenta una serie di ingressi provenienti da altri neuroni (o dall'esterno) e un'uscita verso altri neuroni, un livello di attivazione e un sistema per calcolare il livello di attivazione al tempo successivo.



I_i : segnali in input

W_i : pesi (forniscono una misura dell'importanza dell'input)

Σ : sommatore (effettua la somma pesata degli ingressi)

g : funzione di attivazione (determina l'output del neurone)

O : segnali in output

$$O = g\left(\sum_{i=1}^n w_i I_i\right)$$

La funzione di attivazione può essere:

- una *funzione soglia*, ovvero il neurone si accende se la somma pesata degli input supera un certo valore t : $O = \theta(\sum_{i=1}^n w_i I_i - t)$
- una funzione logistica: $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
- una funzione tangente iperbolica: $g(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

La topologia di rete più semplice è la *feed forward*, la quale è organizzata a livelli (figura 2.2.11). Ogni neurone riceve input solo da neuroni di livelli precedenti ed emette gli output solo verso neuroni di livelli successivi. I livelli compresi tra input e output sono detti “*livelli nascosti*” (“hidden layers”).

Non sono concesse interconnessioni tra neuroni dello stesso livello.

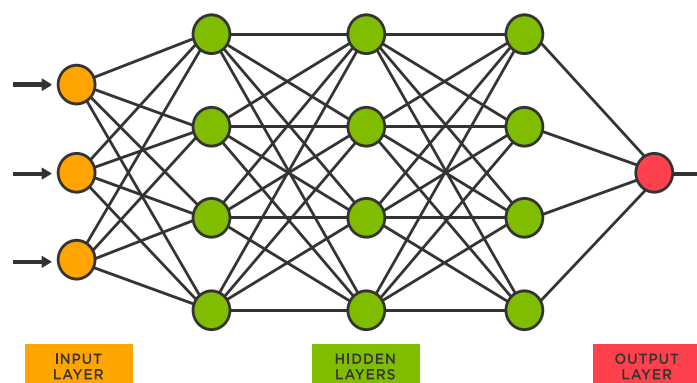


Figura 2.2.11 – Schema di una rete neurale

Addestramento della rete: è l'operazione mediante la quale vengono stabiliti i pesi delle connessioni.

L'apprendimento si basa, in generale, sulla disponibilità di un insieme di addestramento (training set), costituito da una serie di coppie ingresso-uscita, che si possono interpretare come esempi della relazione funzionale che si vuole approssimare. Una rete addestrata sulla base dei campioni del training set deve essere poi in grado di *generalizzare*, ossia di dare la risposta corretta in corrispondenza a nuovi ingressi.

Ad ogni iterazione i pesi vengono aggiornati sulla base dell'errore secondo *l'approccio batch* (le modifiche ai pesi avvengono al termine della presentazione di tutti i patterns) o *l'approccio on-line* (le modifiche avvengono dopo la presentazione di ogni singolo pattern). È necessario terminare la fase di apprendimento prima che il sistema “impari a memoria” il training set (*over-training*). In tal caso, infatti, la rete perde la sua capacità di generalizzare. Il design più utile alla costruzione di un modello in rete neurale risulta essere il Latin Hypercube.

- *Modello polinomiale*: la variabile in uscita (y) può essere descritta come polinomiale di una o più variabili in ingresso (x).

(CAMEO esegue una regressione polinomiale fino al 5° ordine).

Ad esempio, consideriamo la polinomiale di grado 2 (quadratica):

$$y = A + Bx + Cx^2 + \varepsilon$$

ε rappresenta il vettore degli scarti, ovvero le distanze dei punti dalla curva di regressione.

A, B e C devono esser stimati in modo tale da avere la sommatoria degli scarti quadratici ε^2 minima, ovvero, ponendo uguali a zero le seguenti espressioni:

$$\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial A} = \sum_{i=1}^N (2A - 2y_i + 2Bx_i + Cx_i^2)$$

$$\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial B} = \frac{1}{\sigma_y^2} \sum_{i=1}^N (2Bx_i^2 - 2x_iy_i + 2Ax_i + Cx_i^3)$$

$$\frac{\partial \varepsilon^2}{\partial C} = \frac{1}{\sigma_y^2} \sum_{i=1}^N (2Cx_i^4 - 2y_ix_i^2 + 2Ax_i^2 + 2Bx_i^3)$$

Si ottiene:

$$\sum y_i = AN + B\sum x_i + C\sum x_i^2$$

$$\sum x_i y_i = A \sum x_i + B \sum x_i^2 + C \sum x_i^3$$

$$\sum y_i x_i^2 = A \sum x_i^2 + B \sum x_i^3 + C \sum x_i^4$$

In forma matriciale:

$$\begin{bmatrix} N & \sum x_i & \sum x_i^2 \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i^3 \\ \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \sum x_i^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \sum y_i x_i^2 \end{bmatrix}$$

Questo è un sistema del tipo: $AX = B$, che ha per soluzioni l'insieme $X = A^{-1}B$, che rappresenta l'incognita, ovvero il vettore $\begin{bmatrix} A \\ B \\ C \end{bmatrix}$. Una volta determinati i parametri A, B e C, si

ottiene la regressione polinomiale di adattamento ai dati (x_i, y_i) .

Poiché il modello appena descritto si basa su un'espressione polinomiale, il design più indicato a fornire i dati di partenza è senza dubbio il D-optimal, le cui caratteristiche dipendono dal numero di gradi di libertà del suddetto polinomio.

VALUTAZIONE DELLA QUALITÀ DEL MODELLO

Viene stimata da cinque indici: R^2 , R^2_{adj} , R^2_{pred} , $RMSE$, $NRMSE$.

- R^2 : indica lo scostamento del modello dai dati misurati.

Può assumere valori nell'intervallo [0;1]:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Il numeratore rappresenta la sommatoria dei quadrati degli scostamenti dei valori predetti dal modello ($\hat{y}_i$) rispetto al valor medio ($\bar{y}$), mentre il denominatore rappresenta la sommatoria dei quadrati degli scostamenti dei valori misurati (y_i) rispetto al valor medio.

- R^2 molto vicino ad 1: il modello insegue molto bene i dati misurati
- $R^2 = 1$: i valori misurati sono esattamente uguali a quelli predetti dal modello. In questo caso, si potrebbe incorrere in *overfitting*, ovvero la condizione in cui il modello insegue i dati misurati in maniera eccessiva (non vengono più filtrati i rumori di misura).

Per valutare l'overfitting, è possibile confrontare i valori della deviazione standard calcolata su tutti i punti del modello e quello della deviazione calcolata solo sui *repetition points*. Se la deviazione standard del modello è di molto inferiore a quella dei repetition

points, significa che il modello va ad inseguire ogni minima oscillazione delle misure; se, invece, è molto maggiore, significa che il modello non è sufficientemente accurato.

- R^2_{adj} : tiene conto anche del numero di gradi di libertà del modello. Risulta utile nel caso in cui, a parità di numero di misure n , un numero maggiore di gradi di libertà fornisce un R^2 maggiore, il quale potrebbe generare errori nella valutazione.

$$R^2_{adj} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \cdot \frac{n-1}{n-p-1}$$

Dove p è il numero di variabili indipendenti del modello.

$$R^2_{adj} < R^2$$

- R^2_{pred} : valuta l'influenza dell'assenza di una delle misure.

$$R^2_{pred} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

- *RMSE (Root Mean Square Error)*: è lo scarto quadratico medio tra i valori misurati e i valori predetti dal modello.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

- *NRMSE*: è l'RMSE normalizzato tra 0 e 1.

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}}{y_{max} - y_{min}} \cdot 100\%$$

In conclusione, per ottenere un buon modello, R^2 , R^2_{adj} e R^2_{pred} devono essere quanto più vicini a 1, mentre *RMSE* e *NRMSE* quanto più bassi possibile.

Una volta scelto il tipo di modello, il software visualizza l'andamento dei valori misurati rispetto a quelli stimati.

Il modello procederà successivamente a fornire gli output per nuovi input, basandosi sull'esperienza dei dati precedentemente forniti, senza dover ricorrere ad ulteriori prove a banco.

RISULTATI DEL MODELLO

A questo punto, è possibile ottenere dati in output per ogni combinazione di input desiderata, grazie alla stima effettuata dal modello.

Si ha, così, una quantità di dati in uscita ben maggiore di quelli ottenibili a banco, in un intervallo temporale decisamente inferiore.

Response Name	Model Type	Status	Positive Only	Model Quality	Goodness of fit
CO	Automatic (RNN)		+	↑	↑
FUEL_CONS	Automatic (RNN)		+	↑	↑
HC	Automatic (RNN)		+	→	↑
IMEP_COV	Automatic (RNN)		+	→	↑
NOx	Automatic (FreePolyModel)		+	↑	↑
PN	Automatic (RNN)		+	↑	↑

Legend: ↑ Very Good ↑ Good → Medium ↓ Poor 0 Overfit × Not Available

Figura 2.2.12 - Qualità dei modelli

In base al tipo di modello scelto (RNN o FreePolyModel), si ha una visualizzazione grafica dell'andamento degli output stimati dal modello, in relazione con quelli misurati.

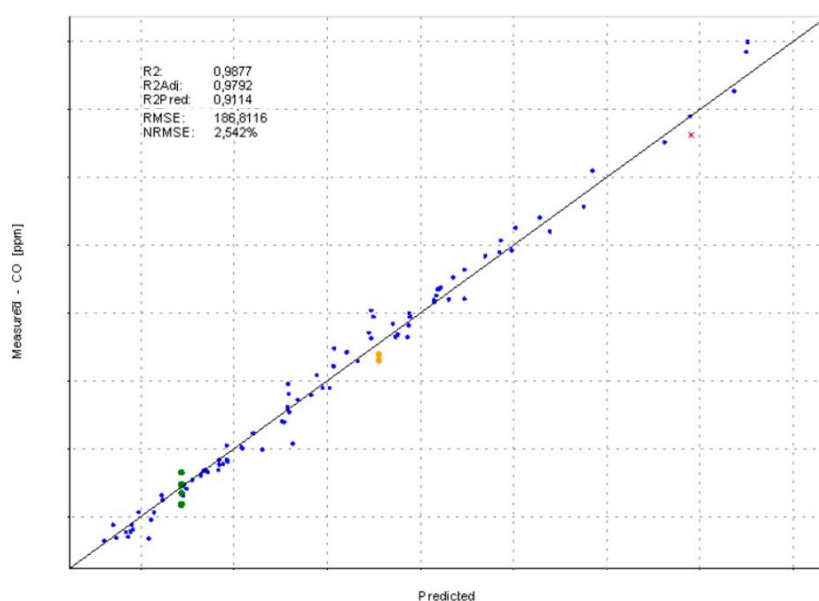


Figura 2.2.13 - Trend del modello di CO

In *figura 2.2.13* è visibile, osservando sia il grafico che gli indici calcolati, la buona approssimazione dei dati stimati dal modello, rispetto a quelli misurati a banco. I valori di R_2 , infatti, sono molto vicini a 1.

2.2.6 OTTIMIZZAZIONE E ANALISI

La fase successiva riguarda la formulazione di una mappa di valori degli output che si desidera ottimizzare. Questa mappa, costituita sia dai punti misurati che da quelli calcolati dal modello, è delimitata dal *fronte di Pareto*. Quest'ultimo si definisce come un insieme di soluzioni ottime, costituito da punti che risultano essere i migliori contemporaneamente per tutti gli obiettivi considerati nella funzione di ottimizzazione.

A tal proposito, si definiscono i parametri da ottimizzare e il *local constraint*, ovvero la limitazione sulla COV, impostata a 2. La scelta del valore soglia della COV deriva dalla necessità di confrontare i punti determinati come ottimi candidati con il punto della calibrazione attualmente in uso in azienda, a parità di qualità di combustione. Per il modello fornito da questo data set, al punto in uso corrisponde una COV di 1.88.

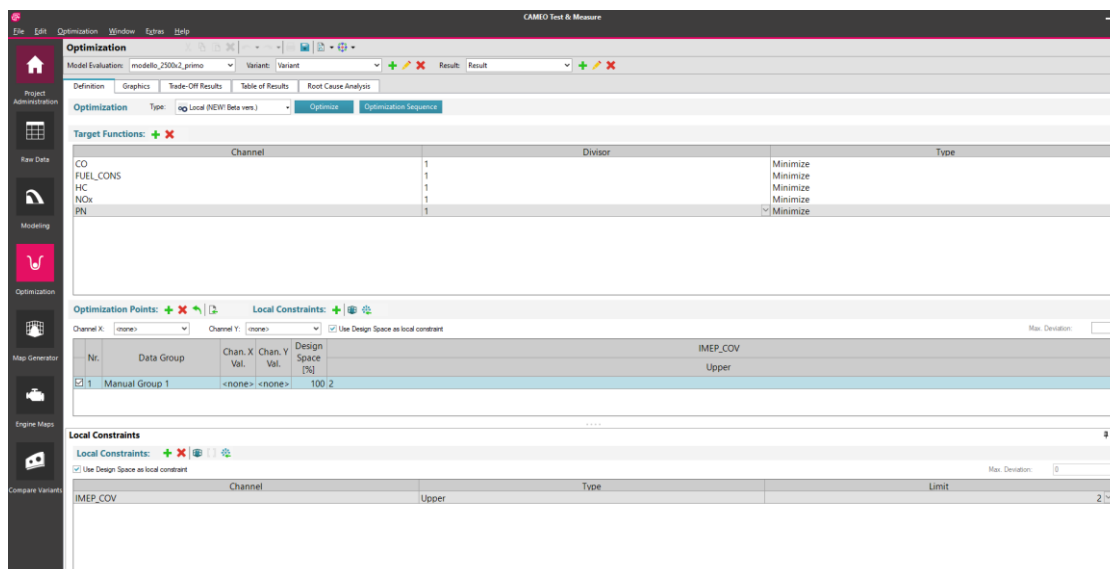


Figura 2.2.14 - Definizione dei parametri per l'ottimizzazione

In seguito all'ottimizzazione, il software calcola i punti che popolano il fronte di Pareto (migliori candidati ad essere gli ottimi). Tra questi, è possibile scegliere una quantità di punti desiderata, che fornisca un set di risultati stimati dal software.

I dati relativi ai punti di ottimo trovati dal software vengono collezionati sotto forma di tabella nella sezione “*table of results*”, la quale mostra, per ogni combinazione degli input, i valori stimati degli output.

In questo caso, sono stati scelti 10 punti che vengono visualizzati su Excel, come di seguito:

	Prail	SOI	VVTout	VVTin	CO	HC	NOx	PN	FUEL_CONS	IMEP_COV
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
opt1	8	84	100	95	86	93	71	14457	96	1,93
opt2	1	100	100	98	90	92	71	13822	95	1,90
opt3	27	8	39	98	128	68	143	1091	107	2,00
opt4	2	84	100	52	152	125	35	10241	96	2,00
opt5	1	61	1	99	105	106	184	20	105	1,56
opt6	0	83	74	43	109	112	56	23620	98	1,99
opt7	35	57	83	85	96	99	91	61	100	1,88
opt8	79	18	51	71	114	83	116	231	103	2,00
opt9	0	75	77	47	104	114	56	4558	98	1,92
opt10	0	83	93	55	126	118	44	13256	97	1,95
PT. MAPPA	55	60	75	80	100	100	100	100	100	1,87

Figura 2.2.15 - Dati esportati dalla “*table of results*” di CAMEO

Il set di punti che CAMEO propone come ottimi di calibrazione sono frutto di un criterio non facilmente definibile ed è facile osservare che gli output presentano un’enorme variabilità.

Nella *figura 2.2.16* sono rappresentati i grafici che mostrano l’andamento delle response del punto *opt7* (fornito dal software), confrontato su tutti i parametri di variazione, in modo da poter valutare le dipendenze delle variation sulle response.

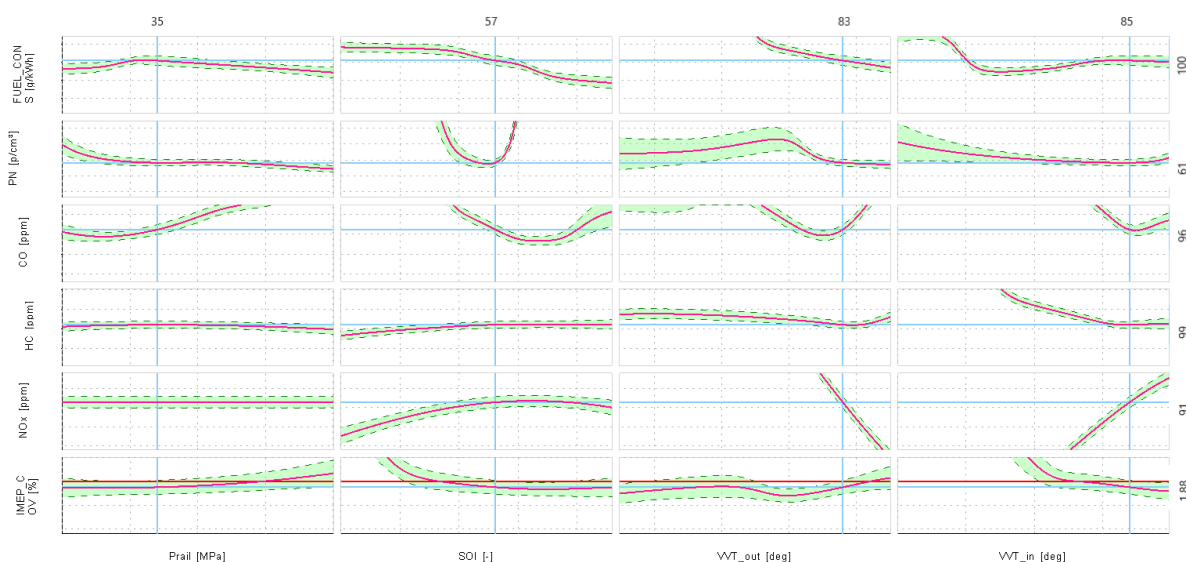


Figura 2.2.16 - Grafico delle response in funzione delle variation nel punto *opt7*

I valori delle variation vengono visualizzati sopra l'immagine, mentre il valore previsto del modello viene visualizzato a destra del grafico.

L'*area di confidenza* (in verde) definisce l'area entro cui un valore futuro dell'output cadrà, con una probabilità (97%) definita "livello di confidenza", per cui essa determina l'incertezza della variabile di risposta nel punto misurato. Più stretta è l'area di confidenza, migliore è il modello. In *figura 2.2.17* si possono osservare meglio i limiti dell'area di confidenza su una delle variabili di output. Questi risultano dall'incrocio della linea in azzurro verticale (che rappresenta il valore di ciascun input in un determinato punto) con le linee tratteggiate della banda di confidenza, per ciascuna variation.

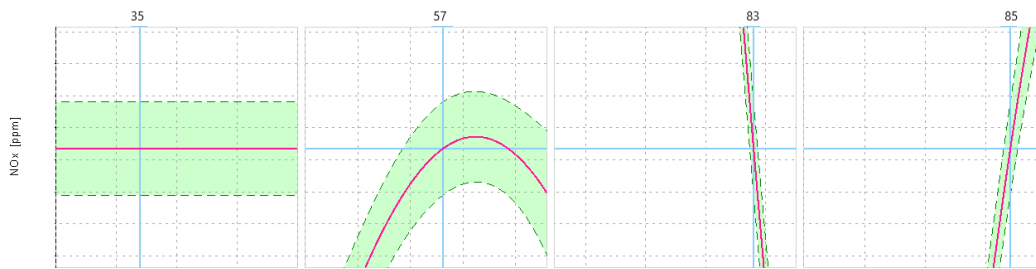


Figura 2.2.17 - Esempio di bande di confidenza

2.2.7 DETERMINAZIONE DELL'OTTIMO DI CALIBRAZIONE

L'ultima fase è quella della scelta del punto che ottimizza maggiormente la variabile che si vuole controllare.

In questo caso, l'ottimo è il punto che minimizza le concentrazioni di consumo e inquinanti.

Nel caso bidimensionale, l'ottimo teorico è nell'intersezione del fronte di Pareto con la retta inclinata di 45° rispetto agli assi (*figura 2.2.18*), punto in cui si ha il minimo valore di entrambi i parametri (in rosso). In funzione dell'applicazione, però, può esser scelto un compromesso differente, che vada a favorire l'ottimizzazione di un output piuttosto che dell'altro (in verde).

Nel caso in cui, ad esempio, una delle due variabili debba rientrare in limiti più stringenti, si decide di penalizzare la seconda, scegliendo un punto non ottimale per quest'ultima, ma che dia un risultato accettabile per entrambe.

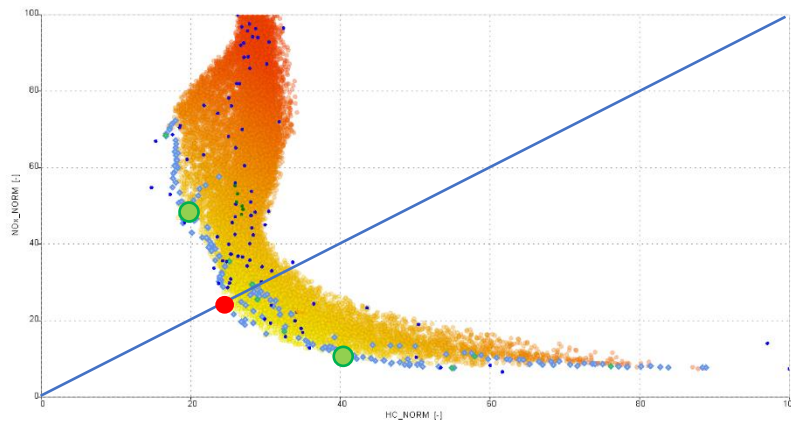


Figura 2.2.18 - Determinazione dell'ottimo nel caso di due variabili

Nel caso multidimensionale, il principio è lo stesso: in base alle esigenze, si sceglie il punto ottimale che restituisca valori accettabili di tutte le variabili considerate. Poiché non è detto che il punto scelto coincida con l'ottimo per tutte e tre le variabili, lo sperimentatore deve scegliere dove posizionarsi, in base al campo di utilizzo e alle esigenze progettuali.

2.2.8 OTTIMIZZAZIONE IN AMBIENTE MATLAB

La fase di ottimizzazione può essere effettuata direttamente tramite l'ottimizzatore di CAMEO, oppure mediante l'utilizzo di altri tool.

La scelta della seconda opzione può essere dettata da diverse esigenze: una di queste è conoscere le caratteristiche della funzione da minimizzare (funzione costo), in modo tale da personalizzarla sulla base dell'esperienza e del know-how aziendale.

Infatti, nell'utilizzo di software commerciali come CAMEO, la funzione in questione risulta essere incognita e non modificabile.

Una seconda ragione che porta all'utilizzo di tool diversi da quello di CAMEO è sicuramente la necessità di ottenere in uscita un solo punto, corrispondente a quello che si sceglierà per la calibrazione del motore in determinate condizioni di funzionamento, per raggiungere gli obiettivi prefissati (emissioni, consumi, prestazioni, ecc.).

Infatti, l'ottimizzatore di CAMEO provvede alla determinazione di un set di punti candidati per la scelta dell'ottimo assoluto, e non di uno solo.

Con un tool per l'ottimizzazione, la funzione costo viene implementata allo scopo di assumere il valore ottimo in assoluto secondo il criterio utilizzato.

In questo caso, è stato creato un codice in ambiente Matlab per la minimizzazione di una funzione rappresentativa dell'output degli inquinanti.

2.2.8.1 ESPORTAZIONE DEL MODELLO IN MATLAB

Nella sezione “export” il modello è esportato in un file MATLAB, sotto forma di funzioni delle variabili in uscita.

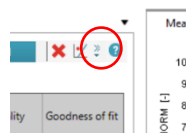


Figura 2.2.19 - Esportazione del modello

2.2.8.2 DEFINIZIONE DEL FULL FACTORIAL

Per avere un’analisi più approfondita, si definisce un DoE di tipo Full Factorial in MATLAB, in modo tale da avere a disposizione una quantità maggiore di dati, rispetto a quelli disponibili su CAMEO.

Vengono definiti quattro vettori corrispondenti alle variabili in input, ciascuno avente un certo numero di livelli.

Per la scelta del numero di livelli da attribuire alle variabili, è possibile effettuare analisi a diversi numeri di livelli, per scegliere quello che restituisce i risultati migliori (compromesso tra complessità computazionale e accuratezza del risultato finale).

Quest’ultima verrà descritta in seguito.

2.2.8.3 OTTIMIZZAZIONE

In questa fase sono stati studiati diversi metodi per la costituzione di una funzione costo degli inquinanti da minimizzare. Il punto ottimo corrisponde alla combinazione dei 4 input che restituiscono il minimo valore della funzione.

1. Somma pesata degli inquinanti

Il primo metodo utilizzato per l’ottimizzazione è basato su una semplice funzione della somma pesata, i cui pesi sono inseriti manualmente dall’utente.

Nella prima parte viene visualizzato un messaggio in cui si richiede di inserire i pesi degli inquinanti, aventi la somma pari a 1. I pesi vengono scelti in base all’approccio che si vuole dare al controllo delle emissioni (esigenze progettuali, limitazioni imposte dalle normative vigenti, ecc.).

Successivamente si calcola la somma pesata degli inquinanti in ogni punto del modello definito dal FF e se ne ricerca il minimo:

$$s_{opt1} = \min \left(\sum_{i=1}^3 x_i \times w_i \right)$$

Con x_i i-esimo inquinante e w_i il corrispettivo peso.

2. Somma pesata degli inquinanti normalizzati al loro valore medio

La somma è pesata dal quoziente tra il peso definito dall'utente e la media del rispettivo inquinante.

Rispetto al metodo 1, vengono normalizzati i valori rispetto alla media ($\bar{x}$). Questo rende possibile un confronto migliore tra le variabili, i cui valori vengono così riallineati su scale più simili.

$$s_{opt2} = \min \left(\sum_{i=1}^3 \frac{x_i}{\bar{x}} \times w_i \right)$$

3. Somma degli inquinanti normalizzati alla media dei valori nell'intorno del minimo

Viene stabilita una fascia di valori degli inquinanti compresa tra il minimo e il minimo maggiorato di una percentuale definita dall'utente. Infatti, si richiede all'utente di inserire un valore per ogni variabile in output, che rappresenterà la maggiorazione percentuale da applicare al minimo.

La funzione da minimizzare è la somma dei valori degli inquinanti, normalizzati rispetto alla media dei valori nella fascia di interesse.

In questo modo, si sposta l'analisi verso un intorno del minimo valore assunto da ciascun inquinante, escludendo dal calcolo della somma i valori maggiori di una quantità limite.

Questa scrematura iniziale ha il vantaggio di alleggerire lo sforzo computazionale, ma si basa sulla scelta arbitraria, affidata all'utente, dell'estensione della regione da indagare (la quale dipende dal valore inserito in input).

$$s_{opt3} = \min \left(\sum_{i=1}^3 \frac{x_{int_i}}{\bar{x}} \times w_i \right)$$

N.B. i primi tre metodi offrono una soluzione fortemente dipendente dai pesi delle variabili, assegnati arbitrariamente dall'utente. Per questo motivo si è deciso di condurre l'analisi attraverso il confronto solo dei punti restituiti dagli altri metodi.

4. Somma pesata dalle deviazioni std degli inquinanti

```
%% 4) MIN WEIGHTED SUM OF THE VALUES (NORMALIZED TO THE MAX) MULTIPLIED BY THE STD DEV

stdCO = std(CO_1);
stdHC = std(HC_1);
stdNOx = std(NOx_1);
stdPN = std(PN_1);
stdFC = std(FUELC);

s_4 = (stdCO.*CO_1+stdHC.*HC_1+stdNOx.*NOx_1+stdPN.*PN_1+stdFC.*FUELC) ./ (stdCO+stdHC+stdNOx+stdPN+stdFC);

m4 = min(s_4);
```

Figura 2.2.20 - Quarto metodo di ottimizzazione

Attraverso questo metodo prettamente statistico, la somma è pesata dalle deviazioni standard di ciascun inquinante.

$$s_{opt4} = \min \left(\frac{\sum_{i=1}^3 x_i \times std_i}{\sum_{i=1}^3 std_i} \right)$$

In questo caso, l'analisi si concentra sulla minimizzazione dell'inquinante con più variabilità rispetto agli input.

Se, ad esempio, la deviazione standard di una variabile è maggiore rispetto alle altre, vorrà dire che la variabilità sarà maggiore (la somma degli scostamenti dal valore medio è alta), ovvero che l'output risulta più sensibile alla variazione dell'input.

In questo caso, quindi, bisogna che la variabile sia maggiormente controllata nella funzione di minimizzazione.

Essendo:

- stdCO = 653
- stdHC = 35
- stdNOx = 384
- stdPN = 3.7e+06
- stdFC = 13

la variabile da controllare maggiormente è, quindi, PN.

5. Somma pesata mediante la pendenza nella regione del quartile

```

FF = allcomb(a,b,c,d);

IMEPCOV = IMEPCov0_1_1(FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4));

i_cov = find(IMEPCOV<2);

for i=1:height(i_cov)

    CO_1(i) = COH_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    HC_1(i) = THC_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    NOx_1(i) = NOx_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    PN_1(i) = PC_CoDc_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    FUELC(i) = FUELC_SI_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    FF1(i,:) = FF(i_cov(i),:);

end

res = [FF1(:,1),FF1(:,2),FF1(:,3),FF1(:,4),CO_1(:),HC_1(:),NOx_1(:),PN_1(:),FUELC(:),IMEPCOV(i_cov)];

lista_var={'CO','HC','NOx','PN','FUELC'};

i_var=listdlg('PromptString',{'seleziona la variabile da vincolare'},'ListString',lista_var);

Q_CO = median(CO_1(find(CO_1<median(CO_1))));
Q_HC = median(HC_1(find(HC_1<median(HC_1))));
Q_NOx = median(NOx_1(find(NOx_1<median(NOx_1))));
Q_PN = median(PN_1(find(PN_1<median(PN_1))));
Q_FC = median(FUELC(find(FUELC<median(FUELC))));

```

Figura 2.2.21 - Quinto metodo di ottimizzazione (1)

```

tanCO = (Q_CO-min(CO_1));
tanNOx = (Q_NOx-min(NOx_1));
tanHC = (Q_HC-min(HC_1));
tanPN = (Q_PN-min(PN_1));
tanFC = (Q_FC-min(FUELC));

tan = [tanCO tanHC tanNOx tanPN tanFC];

max_tan = max(tan);
min_tan = min(tan);
ix_max_tan = find(tan == max(tan));
ix_min_tan = find(tan == min(tan));

A = tanCO/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
B = tanHC/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
C = tanNOx/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
D = tanPN/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
E = tanFC/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);

s_5a = A.*CO_1+B.*HC_1+C.*NOx_1+D.*PN_1+E.*FUELC;

max_out = max([max(CO_1),max(HC_1),max(NOx_1),max(PN_1),max(FUELC)]);

s_5b = A.*CO_1./max(CO_1)+B.*HC_1./max(HC_1)+C.*NOx_1./max(NOx_1)+D.*PN_1./max(PN_1)+E.*FUELC./max(FUELC);

```

Figura 2.2.22 - Quinto metodo di ottimizzazione (2)

```

if i_var==1
    i_res = 5;
    Q = Q_CO;
elseif i_var==2
    i_res = 6;
    Q = Q_HC;
elseif i_var==3
    i_res = 7;
    Q = Q_NOx;
elseif i_var==4
    i_res = 8;
    Q = Q_PN;
else
    i_res = 9;
    Q = Q_FC;
end

i_Q = find(res(:,i_res)<Q);

s_5c = A.*res(i_Q,5)+B.*res(i_Q,6)+C.*res(i_Q,7)+D.*res(i_Q,8)+E.*res(i_Q,9);

m5a = min(s_5a);
m5b = min(s_5b);
m5c = min(s_5c);

indexa = find(s_5a==m5a);
opt5a = [res(indexa,:)];

indexb = find(s_5b==m5b);
opt5b = [res(indexb,:)];

for i=1:height(i_Q)
    if s_5c(i)==m5c
        COopt = res(i_Q(i),5);
        HCopt = res(i_Q(i),6);
        NOxopt = res(i_Q(i),7);
        PNopt = res(i_Q(i),8);
        FCopt = res(i_Q(i),9);
    end
end

opt5c = res(find(COopt == CO_1),:);

```

Figura 2.2.23 - Quinto metodo di ottimizzazione (3) (4)

I pesi degli inquinanti sono rappresentati dalla tangente della retta costruita tra il massimo e il minimo valore dell'output, considerando solo la regione del quartile. La suddetta retta è quella che approssima l'andamento della curva reale dei valori nell'intervallo considerato.

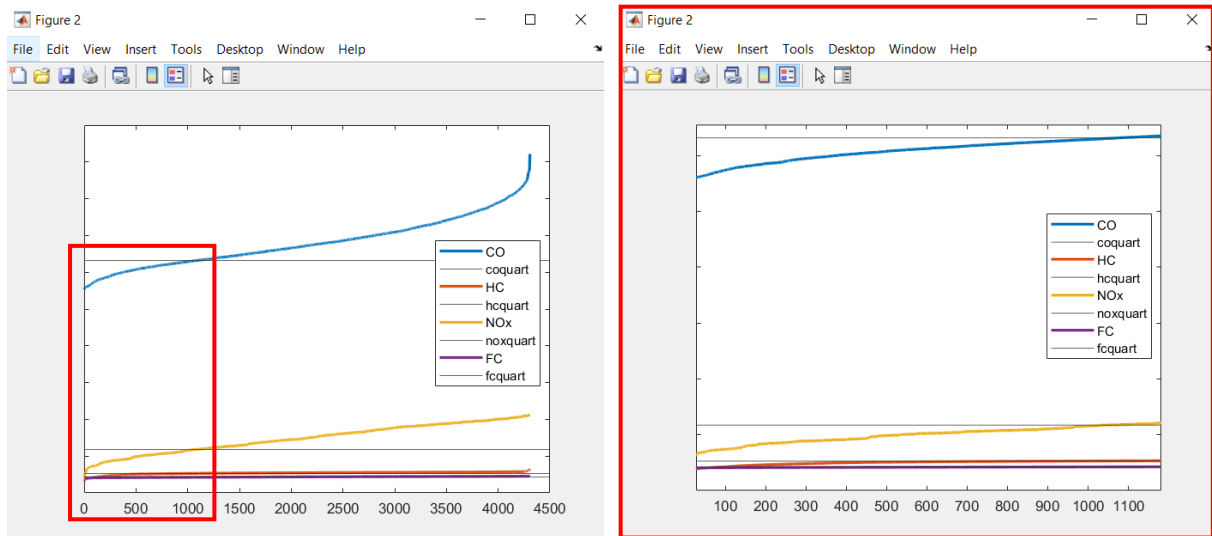


Figura 2.2.24 - Grafico di CO, HC, NOx e FC nei punti calcolati dal FF (1) (2)

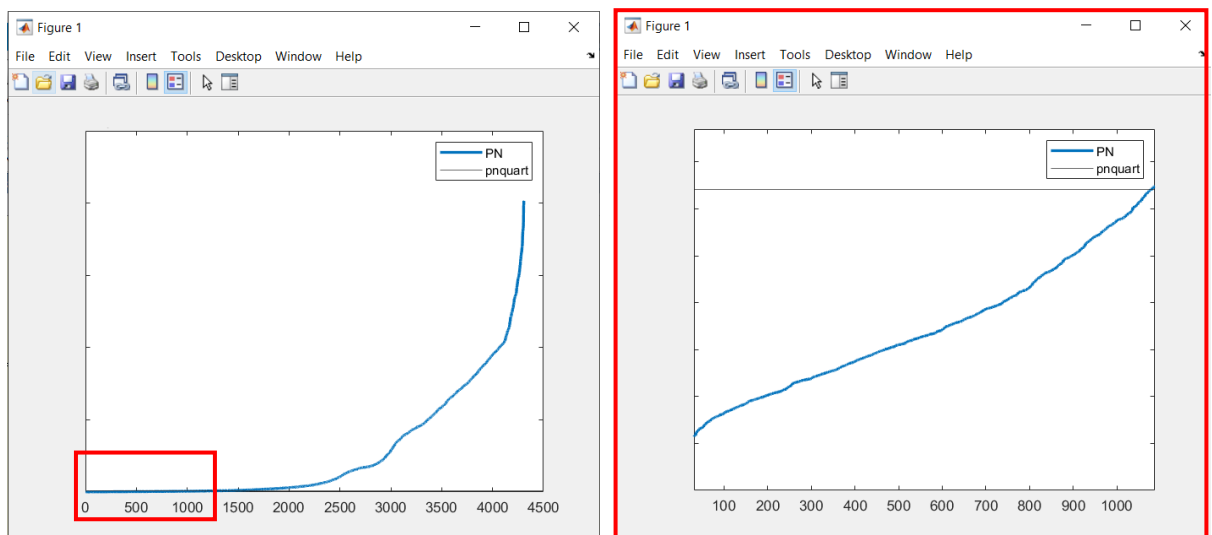


Figura 2.2.25 - Grafico di PN nei punti calcolati dal FF (1) (2)

Le immagini a sinistra di *figure 2.2.24* e *2.2.25* rappresentano gli andamenti di tutti i valori in ordine crescente, mentre quelle a destra sono un dettaglio della regione del primo quartile di ciascuna variabile.

La curva di PN ha una pendenza maggiore delle altre nell'intervallo considerato poiché, nella stessa regione considerata, i valori di PN sono di diversi ordini di grandezza maggiori rispetto a quelli delle altre variabili, per cui l'analisi si concentrerà sulla minimizzazione di PN.

Risulta, infatti:

- $\tan CO = 779.2$
- $\tan HC = 204.4$
- $\tan NOx = 763.6$

- $\tan \text{PN} = 58209$
- $\tan \text{FC} = 22.6$

Ciò implica che, effettivamente, PN ha una maggiore variabilità nella regione del 25° percentile, per cui esso deve avere un maggiore impatto sulla funzione da minimizzare.

1. Nel primo metodo (s_5a) viene calcolata la somma di tutti i valori, pesati dalle tangenti:

$$s_{opt5a} = \min (\sum_{i=1}^3 x_i \times w_i), \text{ con: } w_i = \frac{\tan(x_i)}{\sum_{i=1}^3 \tan(x_i)}$$

2. Nel secondo metodo (s_5b) i valori degli inquinanti vengono normalizzati rispetto al loro massimo, per eliminare eventuali errori legati alla presenza di valori molto discostanti rispetto alla media (ad esempio, nella curva di PN, è evidente un valore massimo molto alto rispetto al minimo e ciò potrebbe avere un impatto non indifferente nel calcolo):

$$s_{opt5b} = \min (\sum_{i=1}^3 \frac{x_i}{\max(x_i)} \times w_i), \text{ con: } w_i = \frac{\tan(x_i)}{\sum_{i=1}^3 \tan(x_i)}$$

3. Nella prima parte dello script, è chiesto all'utente quale delle variabili si intende vincolare, tra le cinque (CO, HC, NOx, PN, FUEL CONS).

La scelta della variabile da vincolare deve essere effettuata in seguito alla visualizzazione degli andamenti degli output, dalla quale è possibile definire quale tra essi ha un comportamento più irregolare nell'intero range di calcolo. La variabile così determinata è quella "vincolata" (in questo caso corrisponde a PN).

Con il terzo metodo (s_5c), quindi, è calcolata la somma pesata dei soli valori all'interno della regione del quartile della variabile "vincolata". Di fatto, ciò porta ad escludere dall'ottimizzazione i punti che restituiscono valori troppo elevati di uno dei tre inquinanti.

$$s_{opt5c} = \min (\sum_{i=1}^3 x_{Q_i} \times w_i), \text{ con: } w_i = \frac{\tan(x_i)}{\sum_{i=1}^3 \tan(x_i)}$$

6. Somma pesata mediante la pendenza nella regione del quartile e la deviazione standard

```

FF = allcomb(a,b,c,d);

IMEPCOV = IMEPCov0_1_1(FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4));

i_cov = find(IMEPCOV<2);

for i=1:height(i_cov)

    CO_1(i) = COH_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    HC_1(i) = THC_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    NOx_1(i) = NOx_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    PN_1(i) = PC_CoDe_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    FUELC(i) = FUELC_SI_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    FF1(i,:) = FF(i_cov(i),:);

end

res = [FF1(:,1),FF1(:,2),FF1(:,3),FF1(:,4),CO_1(:),HC_1(:),NOx_1(:),PN_1(:),FUELC(:),IMEPCOV(i_cov)];

Q_CO = median(CO_1(find(CO_1<median(CO_1))));
Q_HC = median(HC_1(find(HC_1<median(HC_1))));
Q_NOx = median(NOx_1(find(NOx_1<median(NOx_1))));
Q_PN = median(PN_1(find(PN_1<median(PN_1))));
Q_FC = median(FUELC(find(FUELC<median(FUELC))));

```

Figura 2.2.26 - Sesto metodo di ottimizzazione (1)

```

tanCO = (Q_CO-min(CO_1));
tanNOx = (Q_NOx-min(NOx_1));
tanHC = (Q_HC-min(HC_1));
tanPN = (Q_PN-min(PN_1));
tanFC = (Q_FC-min(FUELC));
tan = [tanCO tanHC tanNOx tanPN tanFC];
max_tan = max(tan);
min_tan = min(tan);
ix_max_tan = find(tan == max(tan));
ix_min_tan = find(tan == min(tan));

A = tanCO*std(CO_1)/((tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC)*(std(CO_1)+std(HC_1)+std(NOx_1)+std(PN_1)+std(FUELC)));
B = tanHC*std(HC_1)/((tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC)*(std(CO_1)+std(HC_1)+std(NOx_1)+std(PN_1)+std(FUELC)));
C = tanNOx*std(NOx_1)/((tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC)*(std(CO_1)+std(HC_1)+std(NOx_1)+std(PN_1)+std(FUELC)));
D = tanPN*std(PN_1)/((tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC)*(std(CO_1)+std(HC_1)+std(NOx_1)+std(PN_1)+std(FUELC)));
E = tanFC*std(FUELC)/((tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC)*(std(CO_1)+std(HC_1)+std(NOx_1)+std(PN_1)+std(FUELC)));

s_6 = A.*CO_1+B.*HC_1+C.*NOx_1+D.*PN_1+E.*FUELC;

m6 = min(s_6);

index = find(s_6==m6);

opt6 = [res(index,:)];

```

Figura 2.2.27 - Sesto metodo di ottimizzazione (2)

La somma è pesata dalla tangente della retta costruita tra i valori massimo e minimo nella regione del quartile e dalla deviazione standard di ciascun inquinante.

$$s_{opt6} = \min (\sum_{i=1}^3 x_i \times w_i), \text{ con: } w_i = \frac{\tan(x_i) \times std(x_i)}{\sum_{i=1}^3 \tan(x_i) + std(x_i)}$$

Questo metodo permette di attribuire una maggiore influenza alla variabile più sensibile alla modifica degli input, sia globalmente (tramite la deviazione standard), che localmente (nell'intervallo del percentile).

La deviazione standard rappresenta, infatti, la dispersione dei dati in tutto l'intervallo dell'analisi, mentre la pendenza della retta indica quella solo nella regione del quartile.

Si ricorda che:

stdCO = 653.2	tanCO = 779.2
stdHC = 35.2	tanHC = 204.4
stdNOx = 383.8	tanNOx = 763.6
stdPN = 3.76e+06	tanPN = 5.8e+04
stdFC = 12.8	tanFC = 22.6

Tabella 2.3 - Deviazioni standard delle variabili in output

7. Somma pesata mediante la pendenza nella regione del quartile, minimizzata con la funzione “fminsearchbnd”

```

FF = allcomb(a,b,c,d);

IMEPCOV = IMEPCOV0_1_1(FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4));

i_cov = find(IMEPCOV<2);

for i=1:height(i_cov)

    CO_1(i) = COH_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    HC_1(i) = THC_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    NOx_1(i) = NOx_1_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    PN_1(i) = PC_CoDe_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    FUELC(i) = FUELC_SI_1(FF(i_cov(i),1),FF(i_cov(i),2),FF(i_cov(i),3),FF(i_cov(i),4));
    FF1(i,:) = FF(i_cov(i),:);

end

res = [FF1(:,1),FF1(:,2),FF1(:,3),FF1(:,4),CO_1(:),HC_1(:),NOx_1(:),PN_1(:),FUELC(:),IMEPCOV(i_cov)];

Q_CO = median(CO_1(find(CO_1<median(CO_1))));
Q_HC = median(HC_1(find(HC_1<median(HC_1))));
Q_NOx = median(NOx_1(find(NOx_1<median(NOx_1))));
Q_PN = median(PN_1(find(PN_1<median(PN_1))));
Q_FC = median(FUELC(find(FUELC<median(FUELC))));

tanCO = (Q_CO-min(CO_1));
tanNOx = (Q_NOx-min(NOx_1));
tanHC = (Q_HC-min(HC_1));
tanPN = (Q_PN-min(PN_1));
tanFC = (Q_FC-min(FUELC));

tan = [tanCO tanHC tanNOx tanPN tanFC];

max_tan = max(tan);

min_tan = min(tan);

ix_max_tan = find(tan == max(tan));
ix_min_tan = find(tan == min(tan));

A = tanCO/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
B = tanHC/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
C = tanNOx/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
D = tanPN/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);
E = tanFC/(tanCO+tanHC+tanNOx+tanPN+tanFC);

fun = @(params) fun_obj(params,A,B,C,D,E);

options = optimset('PlotFcns',@optimplotfval);

```

Figura 2.2.28 - Settimo metodo di ottimizzazione (1) (2)

```

x0 = [x01 x02 x03 x04];
xPrev = 999999999999;
xNew = 9999999999;
tol = 1e-10;

for i = 1:100

    [x0,xNew] = fminsearchbnd(fun,x0,[0 0 0 0],[100 100 100 100],options);

    if abs(xNew-xPrev) < tol
        break
    else
        xPrev = xNew;
    end
end

CO7 = COH_1_1(x0(1),x0(2),x0(3),x0(4));
HC7 = THC_1_1(x0(1),x0(2),x0(3),x0(4));
NOx7 = NOx_1_1(x0(1),x0(2),x0(3),x0(4));
PN7 = PC_CoDc_1(x0(1),x0(2),x0(3),x0(4));
fc7 = FUELC_SI_1(x0(1),x0(2),x0(3),x0(4));
cov7 = IMEPcv0_1_1(x0(1),x0(2),x0(3),x0(4));

opt7b = [x0,CO7,HC7,NOx7,PN7,fc7,cov7];

```

Figura 2.2.29 - Settimo metodo di ottimizzazione (3)

La funzione *fminsearch* esegue la minimizzazione di una data “funzione obiettivo”, definita, in questo caso, come la somma pesata degli inquinanti, i cui i pesi (A, B, C, D, E) sono determinati come nel metodo 5.

La ricerca inizia in un punto stabilito (x0) e prosegue fino all’individuazione della configurazione di input che restituisce il minimo della funzione obiettivo.

Fminsearch si basa sull’*algoritmo di Nelder-Mead* (anche detto “*metodo del semplice in discesa*”), che è un metodo numerico usato per trovare il minimo o il massimo di una funzione obiettivo, in uno spazio multidimensionale, attraverso il confronto di funzioni.

La funzione *fminsearchbnd* si basa sulla generica *fminsearch*, ma in più attribuisce dei limiti agli input, superiore e inferiore, entro cui andare a ricercare il minimo dell’output.

Funzione obiettivo:

```
function somma = fun_obj(params,A,B,C,D,E)

    Prail = min(max(params(1),min1),max1);

    SOI = min(max(params(2),min2),max2);

    VVTin = min(max(params(4),min3),max3);

    VVTex = min(max(params(3),min4),max4);

    CO_1 = COH_1_1(Prail,SOI,VVTex,VVTin);

    HC_1 = THC_1_1(Prail,SOI,VVTex,VVTin);

    NOx_1 = NOx_1_1(Prail,SOI,VVTex,VVTin);

    PN_1 = PC_CoDc_1(Prail,SOI,VVTex,VVTin);

    FUELC = FUELC_SI_1(Prail,SOI,VVTex,VVTin);

    if IMEPcv0_1_1(Prail,SOI,VVTex,VVTin)<2

        somma = A*CO_1+B*HC_1+C*NOx_1+D*PN_1+E*FUELC;

    else

        somma=1e100;

    end

end
```

Figura 2.2.30 - Funzione obiettivo

È possibile, inoltre, seguire il processo di ricerca del limite, plottando l'andamento della funzione obiettivo ad ogni iterazione:

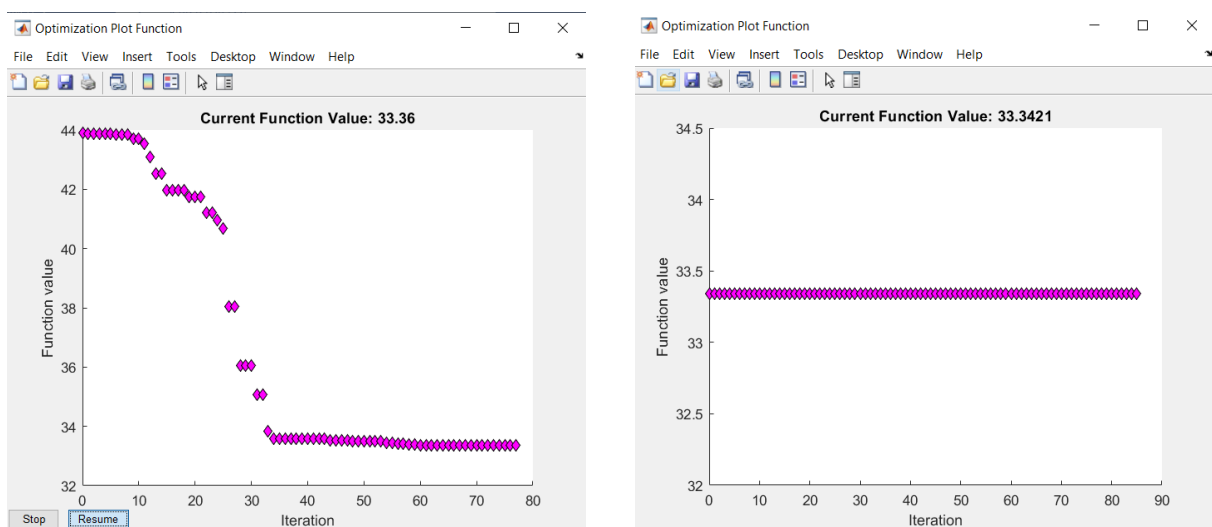


Figura 2.2.31 - Visualizzazione del processo di minimizzazione (1) (2)

ANALISI DEI LIVELLI PER IL FULL FACTORIAL

Aumentando il numero di livelli per il full factorial, la quantità dei dati a disposizione aumenta, per cui ci si aspetterebbe di ottenere risultati più esaustivi. Al contempo, però, aumenta anche lo sforzo computazionale (è richiesto un tempo maggiore per l'esecuzione).

L'obiettivo è quello di scegliere un numero di livelli che offra effettivamente un vantaggio sulla qualità del punto trovato, senza appesantire inutilmente il calcolo, se non si ha ragione di farlo. È stato scelto di studiare 5 casi, assegnando un numero di livelli via via crescente ad uno degli input e tenendo fissati gli altri tre a 10 livelli, per valutare l'impatto di ogni variabile sul risultato.

N.B. in quest'analisi è stato considerato l'impatto solo sugli output CO, HC e NOx.

I valori da assegnare ai livelli sono stati scelti in modo da includere in ogni iterazione tutti i punti calcolati nell'iterazione precedente.

Consideriamo due iterazioni successive per una variabile a .

Partendo da un vettore di 4 livelli $a1 = [1\ 2\ 3\ 4]$, raddoppiando il numero di livelli (da 4 a 8), nella seconda iterazione si avrebbe: $a2 = [1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8]$. Ma, poiché nell'analisi i vettori vengono convertiti nell'intervallo da 0 a 100, i vettori risultanti, con i valori approssimati, sarebbero:

$a1 = [0\ 33\ 66\ 100]$ e $a2 = [0\ 14\ 29\ 43\ 57\ 71\ 86\ 100]$

Alla seconda iterazione, i valori di $a1$ (della prima iterazione) non vengono inclusi. Per cui, se usassimo un semplice raddoppio dei livelli, l'ottimo trovato alla prima iterazione non sarebbe presente nella seconda e l'analisi sarebbe compromessa.

Se, invece, considerassimo dei vettori raddoppiati, aggiungendo una unità (ad esempio, un vettore di 4+1 e uno di 8+1), avremmo: $a1 = [1\ 2\ 3\ 4\ 5]$ e $a2 = [1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9]$.

Normalizzati tra 0 e 100 risulterebbero: $a1 = [0\ 25\ 50\ 75\ 100]$ e $a2 = [0\ 12.5\ 25\ 37.5\ 50\ 62.5\ 75\ 87.5\ 100]$.

Tutti gli elementi di $a1$ sono contenuti in $a2$, per cui tutti i punti della prima iterazione sono presenti anche nella seconda e possono esser confrontati (12.5, 37.5, 62.5, 87.5).

Seguendo questo ragionamento, si è optato di condurre l'analisi a 11, 21, 41, 81 e 161 livelli.

```

1      %% livelli Prail
2
3      clear all
4      close all
5      clc
6
7      c = 1:10;
8      b = 1:10;
9      d = 1:10;
10
11     a1 = 1:11;
12     a2 = 1:21;
13     a3 = 1:41;
14     a4 = 1:81;
15     a5 = 1:161;
16
17     opt5a=[];
18
19     for i = 1:5
20
21         if i == 1
22             a = a1;
23
24         elseif i==2
25             a = a2;
26
27         elseif i==3
28             a = a3;
29
30         elseif i == 4
31             a = a4;
32
33         else
34             a = a5;
35         end
36
37         FF = allcomb(a,b,c,d);
38
39         FF(:,1) = ((100/(a(end)-a(1)))).*(FF(:,1)-1));
40         FF(:,2) = ((100/(b(end)-b(1)))).*(FF(:,2)-1));
41         FF(:,3) = ((100/(c(end)-c(1)))).*(FF(:,3)-1));
42         FF(:,4) = ((100/(d(end)-d(1)))).*(FF(:,4)-1));

```

Figura 2.2.32 - Analisi dei livelli di Prail (1) (2)

```

44 - CO_NORM1 = CO_NORM_1 (FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4));
45
46 - HC_NORM1 = HC_NORM_1 (FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4));
47
48 - NOx_NORM1 = NOx_NORM_1 (FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4));
49
50 - res = [FF(:,1),FF(:,2),FF(:,3),FF(:,4),CO_NORM1(:),HC_NORM1(:),NOx_NORM1(:)];
51
52 - Q_CO = median(CO_NORM1(find(CO_NORM1<median(CO_NORM1))));
53
54 - Q_HC = median(HC_NORM1(find(HC_NORM1<median(HC_NORM1))));
55
56 - Q_NOx = median(NOx_NORM1(find(NOx_NORM1<median(NOx_NORM1))));
57
58 - tanCO = (Q_CO-min(CO_NORM1));
59
60 - tanNOx = (Q_NOx-min(NOx_NORM1));
61
62 - tanHC = (Q_HC-min(HC_NORM1));
63
64 - A = tanCO/(tanCO+tanHC+tanNOx);
65
66 - B = tanHC/(tanCO+tanHC+tanNOx);
67
68 - C = tanNOx/(tanCO+tanHC+tanNOx);
69
70 - s_5a = A.*CO_NORM1+B.*HC_NORM1+C.*NOx_NORM1;
71
72 - m5a(i) = min(s_5a);
73
74 - index(i) = find(s_5a==m5a(i));
75
76 - opt5a = [opt5a;res(index(i),:)];
77
78
79 - end
80
81 - s_5_opt = [A.*opt5a(:,5)+B.*opt5a(:,6)+C.*opt5a(:,7)];
82

```

Figura 2.2.33 - Analisi dei livelli di Prail (3)

Nelle immagini proposte, è illustrato il metodo applicato alla variabile P_{rail} . Si consideri analoga la procedura per le altre tre (SOI, VVT_{in} , VVT_{ex}).

Ad ogni iterazione viene fatto variare il numero di livelli della variabile in esame e vengono calcolati:

- s_{5a} (ovvero la somma pesata degli inquinanti, definita nel metodo 5a)
- $m5a$ (minimo della somma)

$$s_{\text{opt}5a} = \min \left(\sum_{i=1}^3 x_i \times w_i \right), \text{ con: } w_i = \frac{\tan(x_i)}{\sum_{i=1}^3 \tan(x_i)}$$

- il corrispondente punto ottimo trovato.

Tutti i 5 punti ottimi trovati, corrispondenti al numero di livelli attribuito ad ogni iterazione, sono utilizzati per il calcolo di un nuovo vettore somma, avente come pesi quelli dell'ultima iterazione. Quest'ultimo passaggio permette di uniformare il calcolo, confrontando l'effetto dei livelli, con l'utilizzo degli stessi pesi nella somma.

Il risultato dell'analisi fornisce il numero di livelli da adottare per ogni variabile, in ottica di determinare un full factorial sufficientemente popolato da restituire dei risultati quanto più attendibili.

- ANALISI DEI LIVELLI DI P_{rail}

	1	2	3	4	5	6	7
1	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300
2	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300
3	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300
4	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300
5	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300
6							

	1	2	3
1	30.7246		
2	30.7246		
3	30.7246		
4	30.7246		
5	30.7246		
6			
7			

Figura 2.2.34 - Influenza del numero di livelli di P_{rail} sulla funzione costo

Nonostante l'incremento del numero di livelli da un minimo di 11 ad un massimo di 160, nel caso di P_{rail} il punto ottimo trovato è sempre lo stesso. Ciò indica una bassa influenza della variabile sulla risposta.

- ANALISI DEI LIVELLI DI SOI

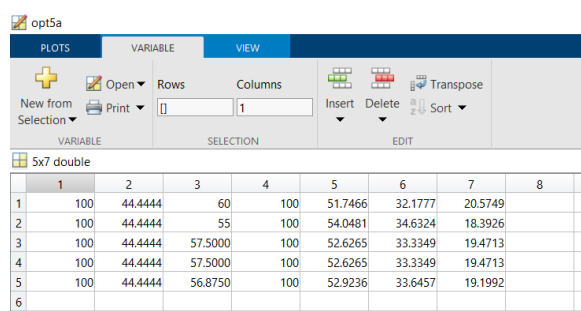
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	100	40	55.5556	100	53.5165	34.8306	18.4914	
2	100	40	55.5556	100	53.5165	34.8306	18.4914	
3	100	42.5000	55.5556	100	53.2329	34.5468	18.5729	
4	100	42.5000	55.5556	100	53.2329	34.5468	18.5729	
5	100	42.5000	55.5556	100	53.2329	34.5468	18.5729	
6								
7								

	1	2	3	4
1	30.6856			
2	30.6856			
3	30.5941			
4	30.5941			
5	30.5941			
6				
7				

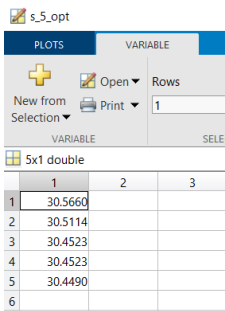
Figura 2.2.35 - Influenza del numero di livelli di SOI sulla somma

Per quanto riguarda la variabile SOI, invece, è visibile un miglioramento tra la seconda e la terza iterazione. Ciò indica che il numero di livelli di questa variabile ha un impatto maggiore rispetto alla precedente, seppur contenuto, poiché dopo la terza iterazione la risposta è stabile.

- ANALISI DEI LIVELLI DI VVT_{in}



	1	2	3	4	5	6	7	8
1	100	44.4444	60	100	51.7466	32.1777	20.5749	
2	100	44.4444	55	100	54.0481	34.6324	18.3926	
3	100	44.4444	57.5000	100	52.6265	33.3349	19.4713	
4	100	44.4444	57.5000	100	52.6265	33.3349	19.4713	
5	100	44.4444	56.8750	100	52.9236	33.6457	19.1992	
6								

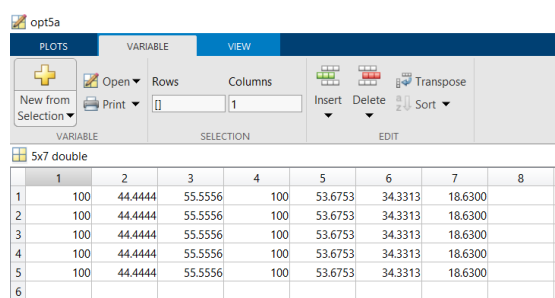


	1	2	3
1	30.5660		
2	30.5114		
3	30.4523		
4	30.4523		
5	30.4490		
6			

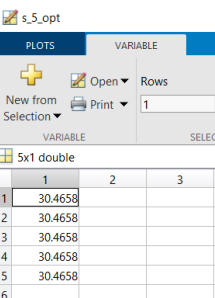
Figura 2.2.36 - Influenza del numero di livelli di VVT_{in} sulla somma

Un comportamento più interessante è quello di VVT_{in} , poiché, man mano che si incrementa il numero di livelli, il risultato migliora progressivamente.

- ANALISI DEI LIVELLI DI VVT_{ex}



	1	2	3	4	5	6	7	8
1	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300	
2	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300	
3	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300	
4	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300	
5	100	44.4444	55.5556	100	53.6753	34.3313	18.6300	
6								



	1	2	3
1	30.4658		
2	30.4658		
3	30.4658		
4	30.4658		
5	30.4658		
6			

Figura 2.2.37 - Influenza del numero di livelli di VVT_{ex} sulla somma

Analogamente al caso della P_{rail} , per la VVT_{ex} non si ha miglioramento con l'aumento del numero dei livelli, in quanto il punto calcolato non cambia all'aumentare del numero di livelli. In conclusione, nei casi di P_{rail} e VVT_{ex} , è banale affermare che non si ha alcun vantaggio nel portare il numero di livelli da 11 ad un numero maggiore. Nel caso di SOI e VVT_{in} , invece, seppur sia presente un miglioramento, questo è irrilevante in termini quantitativi (ad, esempio, nel caso di VVT_{in} , la somma degli inquinanti con 161 livelli diminuisce di circa 0.4% rispetto al caso a 11 livelli).

Per questo motivo, nel caso in esame, il numero di livelli sufficiente a condurre l'analisi è 11 per tutte e quattro le variabili.

RISULTATI

Sono stati, infine, confrontati i punti ottimi stimati dai metodi di maggiore interesse (4, 5, 6 e 7) con il punto in mappa, mediante la visualizzazione su CAMEO, nella sezione “intersection”. Quest’interfaccia mostra l’andamento dei modelli degli output, in funzione degli input inseriti.

PUNTO IN MAPPA:

$P_{\text{rail}} = 55$, $\text{SOI} = 60$, $\text{VVT}_{\text{in}} = 80$, $\text{VVT}_{\text{exh}} = 75$

$\text{CO} = 100$, $\text{HC} = 100$, $\text{NO}_x = 100$, $\text{PN} = 100$, $\text{COV} = 1.87$

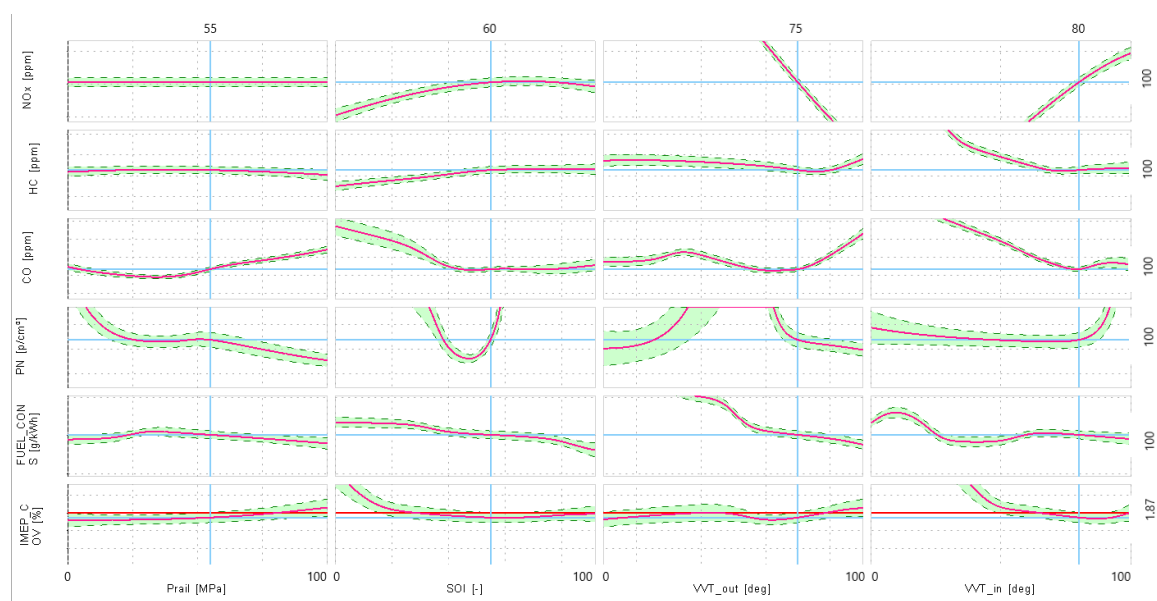


Figura 2.2.38 - Visualizzazione del punto in mappa

PUNTO DETERMINATO DAI METODI 4, 5A, 5C, 6:

$P_{rail} = 0$, $SOI = 60$, $VVT_{in} = 100$, $VVT_{exh} = 0$

CO = 105, HC = 106, NO_x = 183, PN = 21, FUEL_{CON} = 105, COV = 1.56

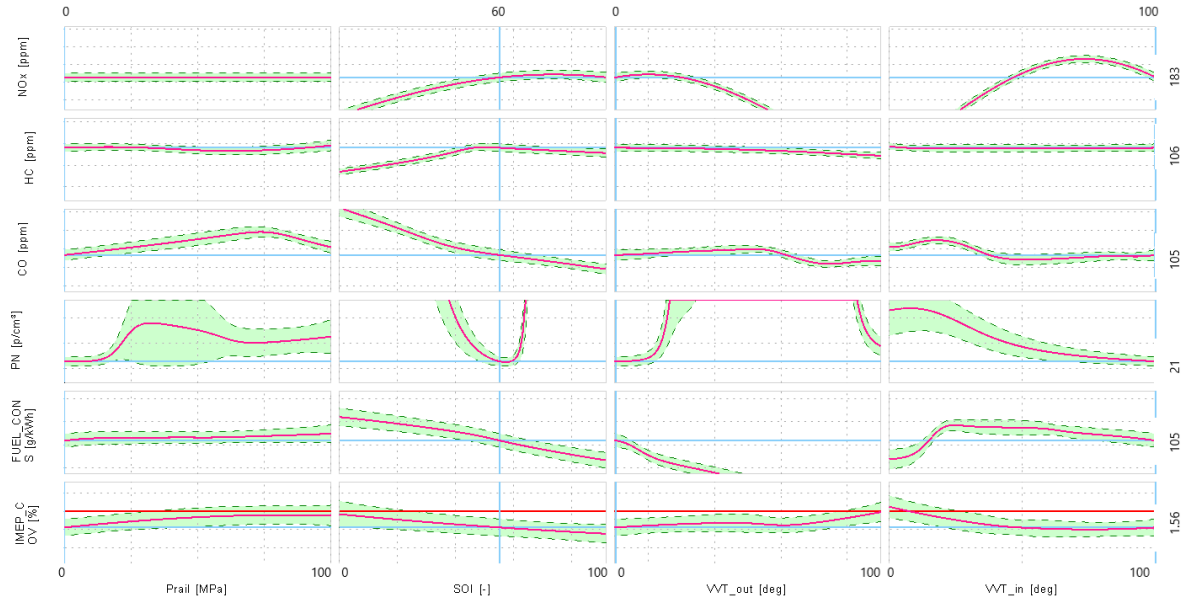


Figura 2.2.39 - Visualizzazione del punto ottimo 4/5A/5C/6

PUNTO DETERMINATO DAL METODO 5B:

$P_{rail} = 0$, $SOI = 60$, $VVT_{in} = 80$, $VVT_{exh} = 90$

CO = 96, HC = 101, NO_x = 74, PN = 75, FUEL_{CON} = 99, COV = 1.96

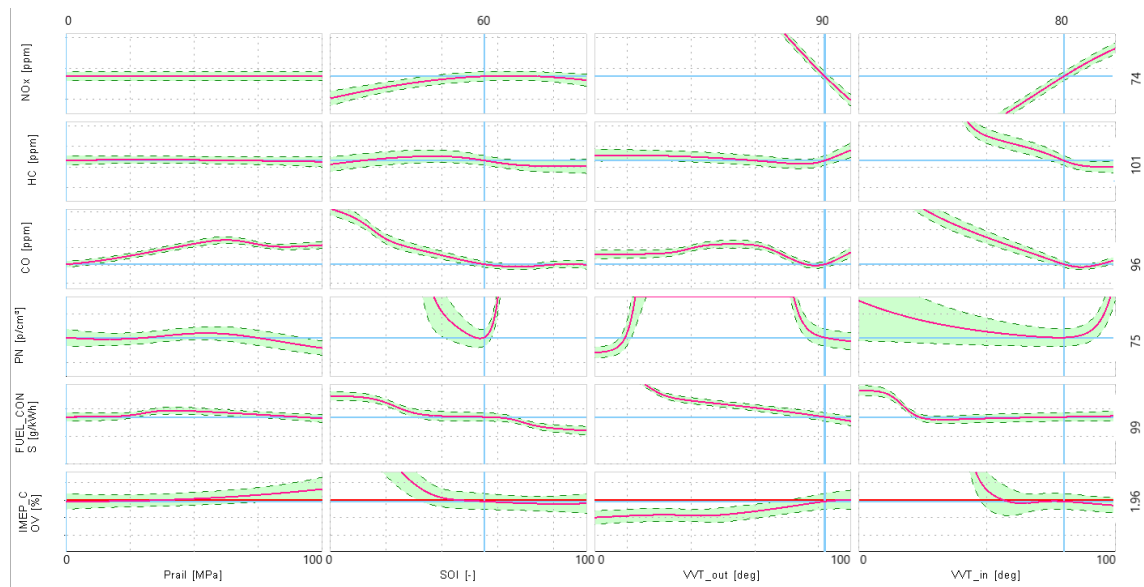


Figura 2.2.40 - Visualizzazione del punto ottimo 5B

PUNTO DETERMINATO DAL METODO 7:

$P_{rail} = 5$, $SOI = 63$, $VVT_{in} = 100$, $VVT_{exh} = 0$

CO = 106, HC = 106, NO_x = 184, PN = 19, FUELC = 105, COV = 1.58

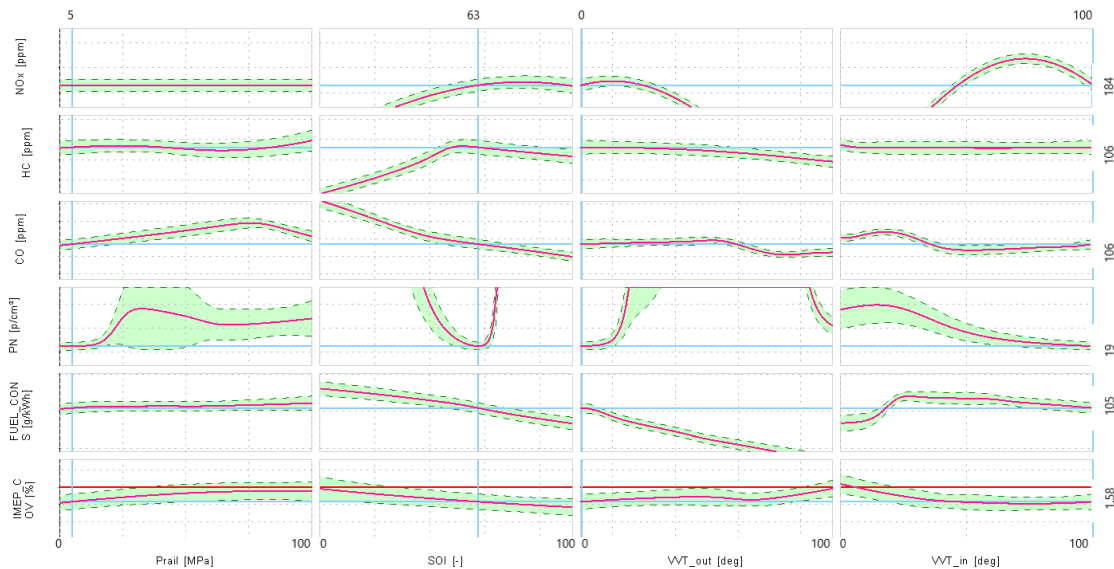


Figura 2.2.41 - Visualizzazione del punto ottimo 7

Il metodo 4 è prettamente statistico ed è molto simile ad uno dei metodi utilizzati attualmente in azienda. Esso restituisce una soluzione di compromesso, come i metodi 5, 6 e 7, i quali rappresentano un valore aggiunto, poiché dimostrano essere valide alternative al metodo 4. Questi ultimi, infatti, valutano il comportamento delle variabili in base alla dispersione dei dati, senza richiedere considerazioni preliminari fatte dall'utente.

Poiché i metodi 4, 5, 6 e 7 nascono da un approccio più statistico, sono stati scelti per la valutazione dell'ottimizzazione, anche nelle strategie Adaptive e Active (capitolo 3).

Di seguito si riporta la tabella riassuntiva dei punti determinati dai metodi 4, 5, 6 e 7, confrontati con la calibrazione attualmente in uso (evidenziato in rosso).

METODO	PASSIVE DOE 2500X2									
	Prail	SOI	VVTout	VVTin	CO	HC	NOx	PN	FUELC	COV
OPT4	0	60	0	100	105	106	183	21	105	1,56
OPT5A	0	60	0	100	105	106	183	21	105	1,56
OPT5B	0	60	90	80	96	101	74	75	99	1,96
OPT5C	0	60	0	100	105	106	183	21	105	1,56
OPT6	0	60	0	100	105	106	183	21	105	1,56
OPT7	5	63	0	100	106	106	184	19	105	1,58
PT MAPPA	55	60	75	80	100	100	100	100	100	1,87

Figura 2.2.42 - Tabella riassuntiva dei punti ottimi

3 STRATEGIE DI CALIBRAZIONE INNOVATIVE

3.1 INTRODUZIONE A DOE ON-LINE

3.1.1 ADAPTIVE ONLINE DOE

È una strategia migliorativa rispetto al Passive DoE, in quanto caratterizzata dalla possibilità di “adattare” il test plan, durante l’esecuzione.

Il test viene eseguito sulla base di un DoE di partenza, costruito con una delle tipologie illustrate nel precedente capitolo.

I punti del DoE vengono eseguiti con un monitoring di tipo automatico dei limiti imposti nella fase di parametrizzazione.

1. SCREENING PHASE

In questa prima fase, viene eseguita la misura dei punti del DoE di partenza. Lo screening avviene a partire da un punto definito come *punto centrale*, dal quale parte l’esplorazione di tutti i punti. Il punto centrale è settato con valori delle attitudini che conferiscono un comportamento stabile del motore. A partire dal punto appena descritto, si effettua la prima misura e si procede con la modifica delle attitudini, per il raggiungimento del punto successivo. Se quest’ultimo è ritenuto valido, è mandato in misura, altrimenti viene escluso. Una volta abbandonato il punto, la strategia ritorna al punto centrale e ricomincia l’esplorazione degli altri punti.

I *punti intermedi* sono degli step eseguiti dal software per spostarsi da un punto all’altro e di default non vengono misurati.

È possibile scegliere di misurare anche questi ultimi, per avere un miglior riempimento degli spazi del DoE, includendo nel test principale dei *sub-test* di misura dei punti intermedi.

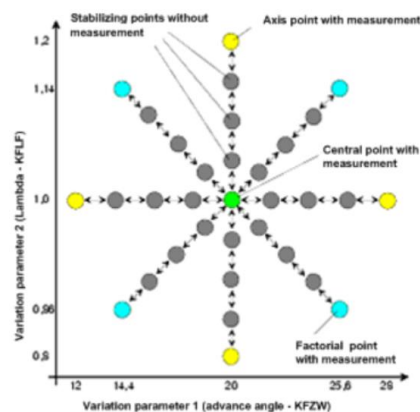


Figura 3.1.1 - Fase di screening con D-optimal Central Composite Design

2. ADAPTION PHASE

Nella fase successiva (*adaption phase*) viene valutata la qualità del design di partenza utilizzato durante lo screening e determinati eventuali punti aggiuntivi che possono migliorarlo.

A tal proposito, è effettuata una stima matematica delle distanze tra i punti e valutata la vicinanza del design al criterio di ottimizzazione scelto (*D-optimum* o *Space Filling-optimum*). Secondo il primo criterio, viene calcolato, nell'intervallo analizzato, un design di tipo D-optimal, in cui vengono inclusi i punti già calcolati durante la fase di screening. In seguito, viene generato un elenco di punti (*candidate set*) in grado di soddisfare il criterio di ottimizzazione.

Allo stesso modo, il secondo criterio consiste nel calcolo di un design, questa volta di tipo Space Filling, volto alla massimizzazione della distanza minima tra i punti e alla copertura equamente distribuita dello spazio di design. I punti del *candidate set*, eventualmente necessari al soddisfacimento del criterio, sono aggiunti in maniera da risultare regolarmente distribuiti nello spazio.

Una volta raggiunta la qualità ambita, si procede con la fase successiva.

3. PLAUSIBILITY PHASE

Se la qualità del design è già abbastanza buona, la fase di *adaption* non avviene e si procede con la verifica della plausibilità dei valori misurati.

In quest'ultima fase, per ogni canale, vengono ordinati in ordine crescente i punti misurati, ne viene calcolata la mediana e specificato un range di plausibilità entro cui i valori misurati devono trovarsi. A questo punto, vengono intercettati gli eventuali *outliers* (punti al di fuori del range di plausibilità). Se il numero di *outliers* di un canale è superiore al 10% delle misure totali, questi sono considerati misure errate e vengono esclusi. Si può scegliere, in fase di set-up, se effettuare una nuova misura sul punto che presenta *outliers*, per verificare che la causa di questi ultimi non sia stata un drift della strumentazione.

Se nella seconda misura il punto risulta plausibile, esso può essere ritenuto valido.

3.1.1. ACTIVE DOE

Questa tipologia permette anch'essa, come l'Adaptive, di adattare iterativamente il test plan, durante l'esecuzione, a partire da un DoE di partenza.

Durante il set-up è richiesto di specificare le response interessate all'ottimizzazione, ovvero le variabili in output che si desidera minimizzare (in questo caso: CO, HC, NOx, PN, FUEL CONSUMPTION).

L'analisi si svolge in due fasi principali: misura dei punti del DoE di partenza ritenuti validi e calcolo di punti aggiuntivi, migliori candidati a soddisfare l'ottimizzazione delle response.

La strategia si basa sulla costituzione di modelli on-line delle response e sulla valutazione della qualità di questi ultimi, durante il test.

1. SCREENING PHASE

Nella prima fase di screening, vengono misurati i punti del DoE ritenuti validi, secondo i limiti imposti in fase di parametrizzazione (come per l'adaptive).

Sulla base delle misure effettuate, sono creati dei modelli online degli output, la cui funzione è la stima di punti aggiuntivi che si ritengono essere validi ai fini dell'ottimizzazione.

2. ADAPTION PHASE

A differenza dell'Adaptive DoE, in cui i punti vengono aggiunti sulla base di criteri standard di ottimizzazione del design (D-optimum e Space Filling-optimum), nell'Active DoE si ha come scopo finale l'ottimizzazione degli output in tempo reale.

Questa strategia, infatti, concentra l'analisi solo nella zona di massimo interesse, ovvero nell'intorno del *fronte di Pareto*, tenendo conto del comportamento del sistema durante la prova.

A tale riguardo, i modelli degli output, costruiti sulla base delle misure collezionate durante lo screening, forniscono una stima della zona più favorevole, entro cui collocare i punti aggiuntivi. In *figura 3.1.2* è raffigurata la situazione nel caso di un DoE di tipo passivo (immagine di sinistra), confrontata con quella di un DoE di tipo attivo, dove la zona interessata all'infittimento è quella che più rispetta il criterio di ottimizzazione.

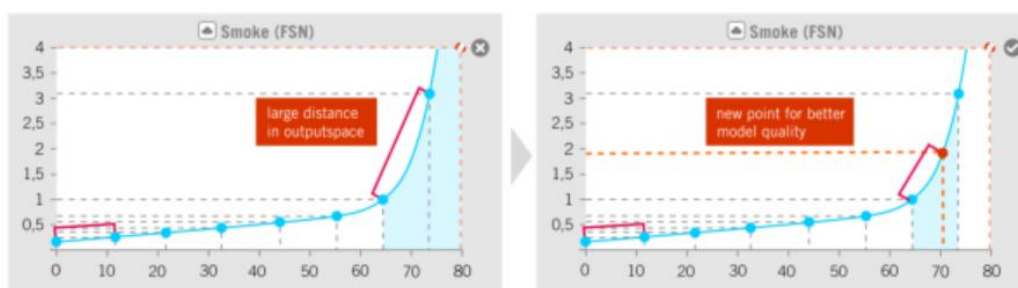


Figura 3.1.2 - Confronto tra una strategia convenzionale e una di tipo "active"

Tali punti vengono aggiunti al DoE di partenza, mediante un processo iterativo. Il numero massimo di iterazioni eseguibile per il conseguimento del miglior candidate set di punti è definito in fase di parametrizzazione.

Ad ogni iterazione, quindi, viene calcolato un singolo punto che viene monitorato e, qualora esso soddisfi le condizioni dei limiti imposti, viene mandato in misura. A questo punto, il modello viene aggiornato con il nuovo punto e segue la stima del secondo. Il procedimento si ripete fino a che la qualità dei modelli non risulta massimizzata, a patto che non sia superato il massimo numero di iterazioni. A quel punto la procedura termina e il test può considerarsi concluso.

La zona di ricerca (*search range*) dei punti aggiuntivi dalla strategia è definita dai limiti superiori e inferiori imposti alle variabili in input:

- **Hard Borders:** i valori minimo e massimo che il canale può assumere ed entro cui l'Active DoE può eseguire la ricerca.
- **Soft Borders:** limiti (definiti "From" e "To") che vengono incrementati del 10% in ogni direzione ad ogni iterazione, finché non si raggiungono gli Hard Borders.

Se in una delle direzioni, nessun punto valido (che non eccede, cioè, nessun limite) viene intercettato, la zona sarà estesa soltanto nelle direzioni in cui si stima la presenza di nuovi punti validi.

La ricerca deve avvenire sempre e comunque non oltre gli Hard Border.

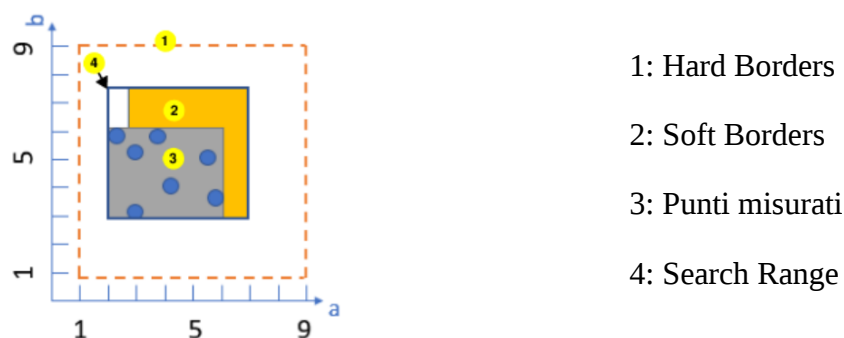


Figura 3.1.3 - Estensione della zona di ricerca dei punti aggiuntivi

L'analisi si concentra nella zona che dimostra contenere l'ottimo assoluto, andando ad effettuare più misure possibili nell'intorno di quest'ultimo, in modo tale da avere a disposizione una quantità dei dati maggiore soltanto nella zona in cui ci si aspetta di ottimizzare le variabili in output.

3.2 DESCRIZIONE DELLA PROVA

Si effettuano due prove a banco, una in Adaptive e l'altra in modalità Active DoE, per valutare l'efficienza delle strategie automatiche di calibrazione e i vantaggi che esse possono presentare, rispetto alla modalità tradizionale (Passive DoE), illustrata nel capitolo 2.

I parametri definiti in entrambe le prove sono:

PUNTO MOTORE	INPUT	OUTPUT	LIMITI/OBIETTIVI
• 2500 RPM • 2 BAR	• P_{rail} • SOI • VVT_{IN} • VVT_{EX}	• CO • HC • NOx • PN • FUEL CONS. • IMEP COV	• IMEP COV < 20 • MFB50 $\approx 8^{\circ}$ATDC

Figura 3.2.1 - Definizione dei parametri

Il test è volto alla ricerca dell'ottimo di calibrazione nel punto motore indicato, ovvero la combinazione delle attuazioni migliore, per il raggiungimento di un buon compromesso in termini di emissioni, consumo e stabilità di combustione.

3.2.1 ESECUZIONE DELLA PROVA

La prima fase consiste nella parametrizzazione della prova, ovvero la definizione dei punti motore da analizzare, le attuazioni da investigare e i canali da mandare in misura.

Le prove in oggetto necessitano entrambe della modalità automatica di controllo del banco.

È necessario, come avviene per le procedure tradizionali, assicurare la comunicazione tra i pc di INCA e PUMA, i quali saranno a loro volta collegati al pc di CAMEO.

La modalità automatica permette il completo controllo da parte di CAMEO, durante tutto il test, eseguendo le operazioni richieste:

- Raggiungimento del punto motore da calibrare
- Definizione del DoE di partenza
- Modifica delle attuazioni
- Controllo dei limiti imposti

- Centraggio della combustione al valore angolare desiderato
- Misura dei punti validi
- Operazioni di contorno, volte ad assicurare le giuste condizioni di funzionamento dell'hardware
- Aggiunta dei punti al DoE di partenza per l'infittimento del campo di analisi

La modifica delle attuazioni avviene automaticamente con la comunicazione ad INCA dei valori corrispondenti alle singole variabili in input e la sostituzione di questi ultimi nelle rispettive mappe.

La scelta dei punti da ritenere validi per la misura avviene in maniera automatica, sotto la supervisione dello sperimentatore, il quale deve verificare l'assenza di anomalie durante il test. Una caratteristica molto importante del controllo in automatico è il costante monitoring dei limiti durante la prova, per assicurare un comportamento stabile della combustione. Ciò è garantito con il controllo della COV (*coefficiente di variazione*), definita come la dispersione dei valori di IMEP intorno alla media, valutata su cicli di combustione differenti:

$$COV_{IMEP} = \frac{std(IMEP)}{mean(IMEP)} \times 100$$

Una combustione è considerata stabile se il valore della COV rimane entro un certo limite, che corrisponde ad una buona riproducibilità del comportamento della combustione, tra un ciclo e l'altro. A valori troppo alti di COV (in questo caso maggiori di 20) corrisponde una maggiore frequenza di *misfire* durante la prova, osservabile dal segnale di pressione sul pc di INDICOM. Ogni qualvolta la COV supera il valore limite, la strategia esegue una "*limit reaction*" che consiste nell'abbandonare il punto instabile e raggiungere quello centrale, il quale restituisce una stabilità di combustione tale da ritenerlo "safe" (basso valore di COV).

Ogni qualvolta un punto è ritenuto valido, la strategia cerca di perseguire l'obiettivo di un MFB50 pari a 8°ATDC, entro una certa tolleranza, di modo che le misure si riferiscano tutte a condizioni di massima efficienza di combustione.

Il parametro MFB50 sta ad indicare l'istante angolare in cui si raggiunge il 50% della massa bruciata (centro della combustione) ed è dipendente direttamente dall'angolo di accensione: più la combustione è anticipata, più MFB50 è anticipato, minore è l'efficienza della combustione, in quanto lo *spark* avviene prima che si raggiungano le corrette condizioni di temperatura e pressione in camera e la coppia generata è inferiore a quella massima ottenibile. Al contrario,

ritardando troppo l'accensione, si rischia di avviare la combustione troppo tardi, senza sfruttarne a pieno il potenziale energetico del ciclo.

Un *response controller* provvede a modificare la variabile di controllo finché l'obiettivo non è raggiunto. La variabile in questione è l'angolo di anticipo di accensione. Se, muovendo l'attuazione dell'anticipo (sempre in modalità automatica da INCA), dopo una serie di tentativi, l'obiettivo non è raggiunto e il motore inizia a mostrare instabilità, il punto è ritenuto non valido e abbandonato.

La procedura appena descritta vale per tutti i punti del DoE di partenza e per quelli aggiunti nell'Adaption Phase.

Altro vantaggio del controllo in automatico è la possibilità di eseguire, durante il test principale, dei *sub-test* che permettono operazioni aggiuntive, come il *purge degli strumenti* e la *pulizia camera di combustione*.

La prima operazione si riferisce alla pulizia della strumentazione per la rilevazione degli inquinanti, in modo tale da resettare le condizioni, per una migliore riproducibilità delle misure. La seconda permette la pulizia della camera, portando il motore su un punto di funzionamento a più alti giri e carico, in modo tale da avere una combustione più efficiente ed eliminare i residui di combustione dei cicli precedenti.

In modalità "passive", queste operazioni avvengono ogni qual volta lo sperimentatore lo ritiene necessario, mentre in modalità automatica sono eseguite in maniera sistematica e programmata, sulla base di condizioni imposte in partenza. Ciò assicura una migliore accuratezza delle misure, in quanto i valori rilevati degli inquinanti non sono alterati dal cambiamento delle condizioni di strumentazione e hardware.

Quando tutti i punti sono stati misurati, il test viene automaticamente concluso, ed è possibile ritornare in modalità di controllo manuale del banco, attraverso l'interfaccia di PUMA.

SET-UP

Durante il set-up vengono definiti tutti i parametri di input, quelli di output, i limiti e gli obiettivi da raggiungere (in termini qualità di combustione).

Una volta creato un nuovo progetto dalla sezione "*project administration*" di CAMEO, si definisce un test a 2 *layer* e scegliendo la modalità che si vuole utilizzare (*Adaptive Online DoE* o *Active DoE*).

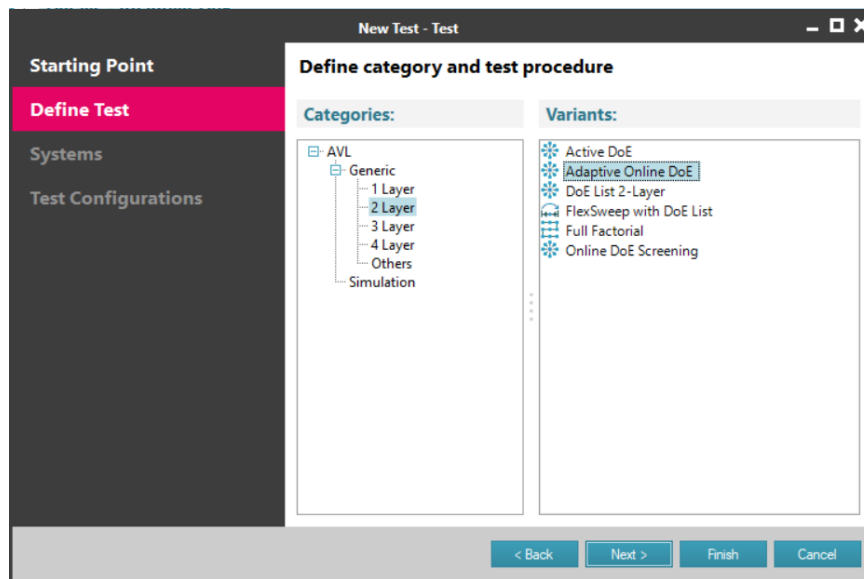


Figura 3.2.2 - Creazione di un nuovo test in Adaptive DoE

A questo punto, è possibile avviare la parametrizzazione, entrando nella sezione “*prepare test*”.

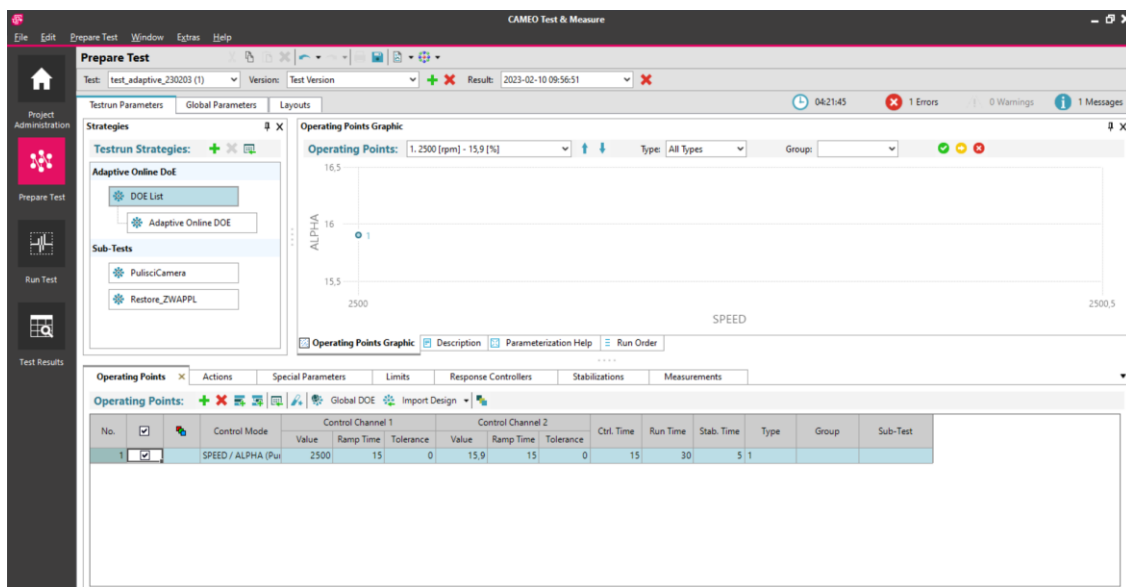


Figura 3.2.3 - Set-up del test in modalità Adaptive

1. PRIMO LAYER

Si definiscono i punti motore da analizzare (*global DoE*) e la modalità di controllo, impostata su giri motore/angolo di apertura della farfalla (corrispondente a 15.9°).

2. SECONDO LAYER

ADAPTIVE DOE

Si definiscono:

- Range delle variation
- Design di partenza (*local DoE*) di tipo Latin Hypercube (87 punti).
- Numero massimo di punti da aggiungere nell'Adaption phase (12)
- Limite massimo sulla COV pari a 20
- *Limit reaction* (operazione eseguita ogni qual volta si supera la soglia massima della COV) di ritorno al punto centrale
- *Response controller* per la variazione dell'anticipo, in ottica di controllo del parametro MFB50 all'interno di una tolleranza stabilita
- Lista dei canali da misurare

ACTIVE DOE

Si definiscono:

- Range delle variation
- Design di partenza (*local DoE*) di tipo Latin Hypercube (43 punti)
- Numero massimo di iterazioni per l'adaption phase pari a 40
- Limite massimo sulla COV pari a 20
- *Limit reaction* (operazione eseguita ogni qual volta si supera la soglia massima della COV) di ritorno al punto centrale
- *Response controller* per la variazione dell'anticipo, in ottica di controllo del parametro MFB50 all'interno di una tolleranza stabilita
- Lista dei canali da misurare
- Lista delle variabili interessate all'ottimizzazione (CO, HC, NOx, PN e FUEL CONS).

3. GLOBAL PARAMETERS

In questa sezione si definiscono dei canali aggiuntivi e una *action list*, che permettono l'esecuzione delle operazioni di *purge* e *pulizia camera*.

I canali sono:

- Contatore delle misure effettuate (*n_meas*)

- Numero massimo di misure effettuate prima di eseguire il purge (Max_nmeas)
- Canale da collegare al canale di PUMA responsabile del “call device” per le operazioni di purge.
- Numero massimo di violazione dei limiti di COV prima di eseguire la pulizia camera (Max_lim_vio).

Le actions sono:

- definizione delle condizioni da verificare affinché sia eseguito il purge:

$$n_meas > Max_nmeas$$

ovvero, dopo un certo numero di misure collezionate, le condizioni della strumentazione per la rilevazione degli inquinanti vengono ripristinate. Quando la condizione è raggiunta, il canale dedicato di CAMEO assume il valore 1 e lo trasmette al canale di PUMA, responsabile del richiamo del purge.

- definizione delle condizioni da verificare affinché sia eseguito il sub-test di pulizia camera: il canale contatore di *limit violations* (interno a CAMEO) supera il valore Max_lim_vio .
- reset del valore del canale di comunicazione del purge a PUMA e di n_meas , in seguito al completamento dell'operazione. In assenza del reset, il valore del canale di comunicazione rimarrebbe fisso, mentre quello di n_meas continuerebbe ad incrementarsi, andando a perdere di significato la condizione imposta in partenza ($n_meas > Max_nmeas$), che rimarrebbe sempre verificata.

4. SUB-TESTS

- **PulisciCamera:** operazione di pulizia camera di combustione effettuata portando il motore sul punto a 4000 rpm e 10 bar di BMEP.

Una volta raggiunto il numero massimo di violazioni dei limiti sulla COV, la camera di combustione viene pulita dei residui di miscela non bruciata a causa dei misfire precedenti.

- **Restore_ZWAPPL:** reset dell'anticipo al valore di mappa base, dopo la misura del punto. Poiché la fase di screening consiste nell'esplorazione dei punti, a partire da quello centrale, e il ritorno ad esso dopo la misura, è importante ripristinare il valore di anticipo (oltre che di tutti gli altri parametri delle attuazioni), per assicurare il ritorno alla condizione “safe”, propria del punto centrale.

3.3 PROVA IN ADAPTIVE

Terminata la fase di set-up, il test viene avviato, dalla sezione “Run Test”.

È possibile visualizzare l’andamento dei parametri e delle azioni eseguite durante la prova (figura 3.3.1).

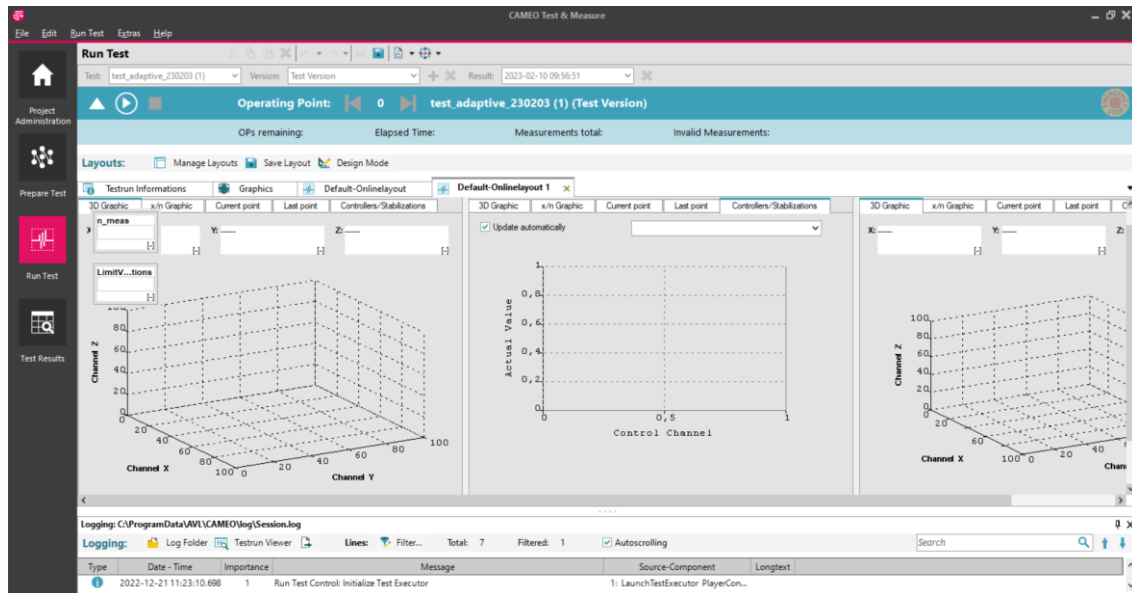


Figura 3.3.1 - Interfaccia grafica del Run Test in Adaptive di CAMEO

Dopo la fase di *screening* e quella di *adaption*, il test termina ed è possibile ritornare alla modalità di controllo manuale del banco.

Al termine della prova, il numero di dati collezionati (ossia di misure valide) è stato di 78, a partire da un set di 87 punti.

3.3.1. PULIZIA DATI E VERIFICA DRIFT DI STRUMENTI E HARDWARE

Per una corretta valutazione dei modelli, i dati vengono puliti degli eventuali outliers.

Al termine della prova, il numero di dati collezionati (ossia di misure valide) è stato di 78, a partire da un set di 87 punti.

La presenza della *Plausibility Phase* effettua una ripetizione della misura di uno stesso punto, una o più volte, finché non lo si ritiene plausibile.

Per questo motivo, nel set di misure, alcuni punti sono presenti più volte, con valori degli output molto diversi. I modelli che ne derivano hanno una bassa qualità.

Per questo motivo in fase di pulizia dati si considera valida solo l’ultima misura effettuata sullo stesso punto, essendo quella accettata dal *plausibility check*.

Il numero di misure valide, dopo la verifica dei dati è 66.

3.3.1 MODELLO

I modelli costituiti hanno sostanzialmente una buona qualità, come si osserva dalla *figura 3.3.2*.

Response Name ▼	Model Type ▼	Status	Positive Only	Model Quality	Goodness of fit
CO	Automatic (RNN)		⊕	↑	↑
FUEL_CONS	Automatic (RNN)		⊕	↗	↗
HC	Automatic (RNN)		⊕	↗	↗
IMEP_COV	Automatic (RNN)		⊕	→	→
NOx	Automatic (RNN)		⊕	↑	↑
PN	Automatic (RNN)		⊕	↗	↑

Legend: ↑ Very Good ↗ Good → Medium ↘ Poor 0 Overfit ✕ Not Available

Figura 3.3.2 - Qualità dei modelli

In *figura 3.3.3* si può osservare l'andamento del modello di CO costruito sulla base dei dati raccolti in modalità Adaptive DoE.

Si nota un leggero aumento dell'indice R^2 , rispetto al modello in Passive, il che indica un miglioramento della qualità del modello.

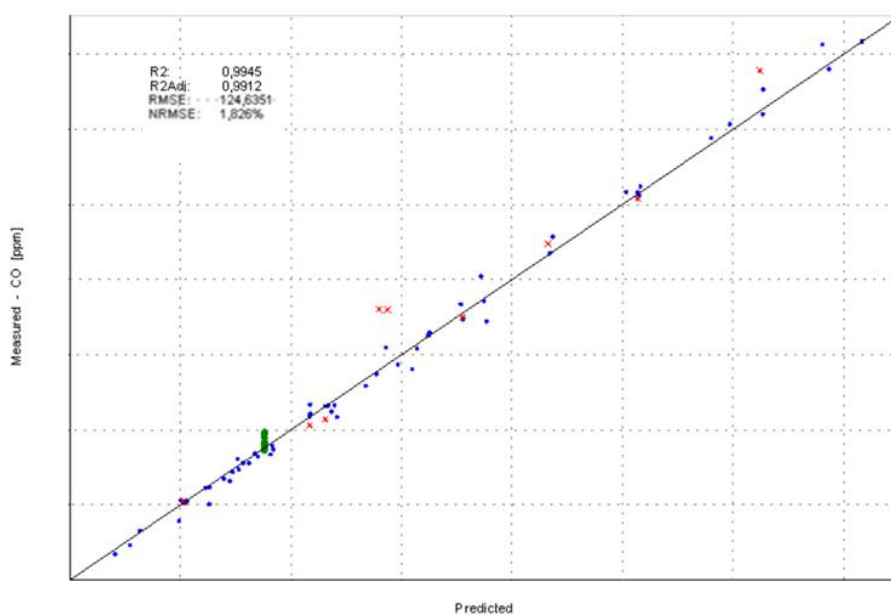


Figura 3.3.3 - Trend del modello di CO

3.3.2 OTTIMIZZAZIONE

La fase di ottimizzazione avviene nelle due modalità già descritte per il Passive DoE, ossia mediante l'ottimizzatore di CAMEO e il tool di Matlab.

Sono stati esportati, anche in questo caso, 10 punti ottimi dall'ottimizzatore che, normalizzati, presentano i valori elencati in *figura 3.3.4*.

	Prail	SOI	VVTout	VVTin	CO	HC	NOx	PN	FUEL_CONS	IMEP_COV
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
opt1	90	88	12	65	81	154	199	306316	101	2,11
opt2	89	90	78	84	104	113	88	146709	97	1,96
opt3	52	87	60	20	164	129	44	197225	104	2,03
opt4	94	59	12	51	90	104	185	25	100	2,29
opt5	96	57	54	80	95	91	151	658	99	2,36
opt6	44	88	35	80	85	138	179	287484	100	1,90
opt7	42	82	39	72	88	127	159	194639	99	1,89
opt8	41	56	46	17	155	122	55	334	106	1,96
opt9	75	66	60	75	100	99	118	2452	98	2,09
opt10	48	63	56	41	130	109	76	11643	102	2,05
PT. MAPPA	55	60	75	80	100	100	100	100	100	2,39

Figura 3.3.4 – Dati esportati dalla “table of results” di CAMEO

I valori della COV dei punti trovati sono al di sotto del 3% (valore soglia), poiché il punto in mappa, nel modello in questione, mostra una COV maggiore di 2, rispetto al caso precedente, in cui il limite era stato impostato pari a 2.

RISULTATI DEL TOOL OTTIMIZZATORE

METODO	ADAPTIVE DOE 2500X2									
	Prail	SOI	VVTout	VVTin	CO	HC	NOx	PN	FUELC	COV
OPT4	0	40	20	0	154	116	83	13	106	1,87
OPT5A	0	10	100	100	73	92	107	26	106	2,23
OPT5B	0	10	100	100	73	92	107	26	106	2,23
OPT5C	0	10	100	100	73	92	107	26	106	2,23
OPT6	0	50	0	0	121	112	99	15	105	1,88
OPT7	0	8	100	100	73	92	106	26	106	2,23
PT MAPPA	55	60	75	80	100	100	100	100	100	2,39

Figura 3.3.5 - Risultati del tool ottimizzatore

Tutti i punti mostrano una netta influenza della minimizzazione del PN.

3.4 PROVA IN ACTIVE DOE

A differenza dell'Adaptive, questa tipologia di test prevede, come spiegato nel paragrafo 3.1.2, l'aggiunta di punti (durante il test) che popolano il fronte di Pareto, sulla base della stima dei modelli on-line. Alle misure dei punti validi del DoE di partenza si aggiungono, quindi, le misure dei punti validi calcolati dal software durante la prova.

3.4.1 PULIZIA DATI E VERIFICA DRIFT DI STRUMENTI E HARDWARE

I dati raccolti sono importati nel *data editor* di CAMEO e filtrati degli outliers.

A differenza dell'Adaptive DoE, in questo caso non avviene la *plausibility phase*, per cui non sono presenti punti ripetuti da escludere dal data set: tutte le misure raccolte dalla prova sono utilizzate per la costruzione dei modelli.

In totale, il numero di misure valide raccolte con Active DoE è 75, a partire da un DoE di 43 punti.

3.4.2 MODELLO

La qualità dei modelli è buona, con un miglioramento sul modello della COV, rispetto all'Adaptive (R^2 del modello di IMEP_COV assume valore 0.6 nell'Adaptive e 0.98 nell'Active).

Response Name ▾	Model Type ▾	Status	Positive Only	Model Quality	Goodness of fit
CO	Automatic (RNN)		⊕2	↑	↑
FUEL_CONS	Automatic (RNN)		⊕2	↗	↗
HC	Automatic (RNN)		⊕2	↗	↗
IMEP_COV	Automatic (RNN)		⊕2	↑	↑
NOx	Automatic (RNN)		⊕2	↑	↑
PN	Automatic (RNN)		⊕2	↗	↑

<

Legend: ↑ Very Good ↗ Good → Medium ↓ Poor 0 Overfit ✕ Not Available

Figura 3.4.1 - Qualità dei modelli

In figura 3.4.1 si può osservare l'andamento del modello di CO costruito sulla base dei dati raccolti in modalità Active DoE.

Si nota un ulteriore aumento dell'indice R^2 , rispetto ai modelli in Passive e Adaptive (qualità del modello migliore tra quelle a confronto).

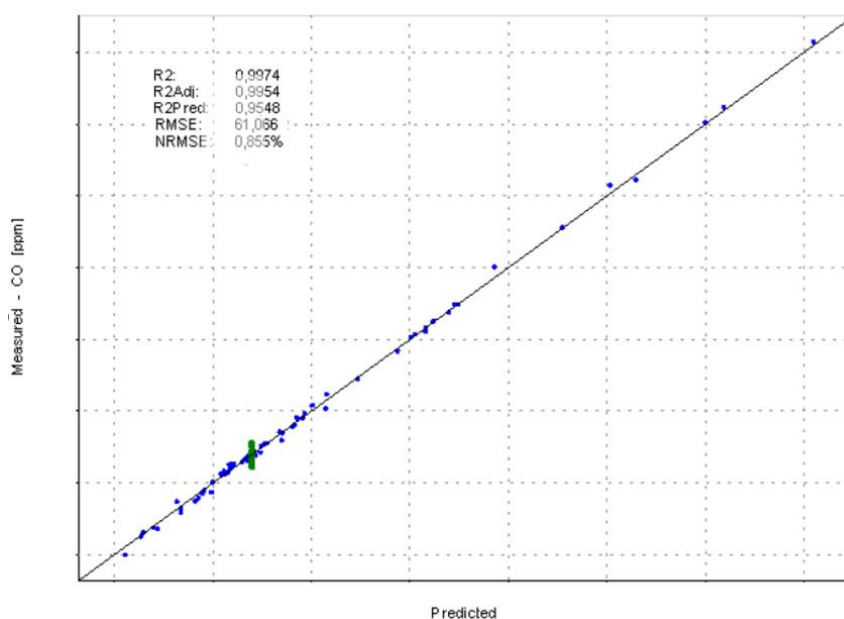


Figura 3.4.2 - Trend del modello di CO

3.4.3 OTTIMIZZAZIONE

La tabella in figura 3.4.3 elenca 10 punti suggeriti da CAMEO, dopo l'ottimizzazione.

	Prail	SOI	VVTout	VVTin	CO	HC	NOx	PN	FUEL_CONS	IMEP_COV
	%	%	%	%	%	%	%	%	%	%
opt1	29	100	2	53	74	139	194	818142	106	1,73
opt2	66	58	69	96	105	103	132	46	99	1,72
opt3	4	100	88	73	150	120	46	797196	102	2,00
opt4	0	64	28	27	124	110	99	25	107	1,90
opt5	52	66	87	92	100	97	95	196	99	1,90
opt6	22	100	45	82	85	140	143	876862	102	1,76
opt7	66	90	88	76	114	112	58	206467	100	1,96
opt8	54	92	61	81	95	131	113	427991	101	1,81
opt9	4	64	29	70	95	108	158	84	102	1,67
opt10	11	95	42	76	83	136	138	240844	102	1,74
PT. MAPPA	55	60	75	80	100	100	100	100	100	1,88

Figura 3.4.3 - Dati esportati dalla "table of results" di CAMEO

I valori della COV dei punti trovati sono al di sotto del 2% (valore soglia), poiché il punto in mappa, nel modello in questione, assume un valore di COV minore di 2.

RISULTATI DEL TOOL OTTIMIZZATORE

METODO	ACTIVE DOE 2500X2									
	Prail	SOI	VVTout	VVTin	CO	HC	NOx	PN	FUELC	COV
OPT4	30	50	90	100	105	100	111	8	99	1,98
OPT5A	40	50	90	100	101	101	109	9	99	1,97
OPT5B	100	70	90	80	102	104	62	742	99	1,99
OPT5C	30	50	90	100	105	100	111	8	99	1,98
OPT6	30	50	90	100	105	100	111	8	99	1,98
OPT7	35	48	90	100	103	102	110	7	99	2,00
PT MAPPA	55	60	75	80	100	100	100	100	100	1,88

Figura 3.4.4 - Risultati del tool ottimizzatore

I punti determinati da questo metodo sono più vicini a quello attuale, rispetto agli altri due metodi. La concentrazione sulla minimizzazione del PN è molto evidente, rispetto ai casi precedenti.

4 ANALISI DEI RISULTATI

La fase finale del progetto è il confronto delle caratteristiche, dei vantaggi e degli impedimenti delle tre tipologie di calibrazione utilizzate per uno stesso punto motore, a parità di condizioni di funzionamento.

4.1 QUALITÀ DEI MODELLI

Una prima distinzione viene fatta in seguito alla valutazione dei modelli, da cui emerge una maggiore qualità di quelli ottenuti mediante le procedure di calibrazione automatizzate (Adaptive e Active DoE), rispetto a quello della procedura tradizionale in Passive DoE. Infatti, risulta, dal confronto dei modelli di CO:

	PASSIVE DOE	ADAPTIVE DOE	ACTIVE DOE
R^2	0.9857	0.9945	0.9974

Tabella 4.1 - Indici di qualità dei modelli di CO

L'indice R^2 è il parametro utilizzato per la stima della qualità di un modello su base rete neurale (capitolo 2). Più esso assume valori vicini ad 1, migliore è la stima dei valori che il modello effettua, sulla base del dataset fornito per l'addestramento della rete (che in questo caso corrisponde alle misure collezionate a banco nelle tre modalità a confronto). Tale risultato è frutto del miglioramento apportato dalle tecniche automatiche di rilevazione dei dati a banco, in quanto durante il test è stato eseguito un infittimento del DoE di partenza, offrendo un set di misure più rappresentativo delle condizioni raggiunte dal motore al variare dei parametri delle attuazioni. In questo modo, i modelli hanno recepito una quantità di informazioni maggiore per l'addestramento della rete. Ne deriva ovviamente una migliore qualità della predizione dei valori degli output.

4.2 CONFRONTO DEI PUNTI

Altro vantaggio ottenuto con le due modalità automatiche è senza dubbio apprezzabile nei risultati finali, ovvero nei punti ottimi trovati dal tool ottimizzatore.

È stato effettuato un confronto dei punti ottimi forniti dal tool, per ognuna delle tre strategie, rispetto alla calibrazione del punto motore investigato, attualmente in uso in azienda.

Ciò che risalta maggiormente dall'analisi eseguita sulle tre tipologie, è che il tool ottimizzatore risulta offrire un notevole vantaggio per la minimizzazione del particolato. Infatti, in ogni modello, la stima del valore di particolato corrispondente al punto in mappa è ben maggiore dei valori stimati nei punti ottimi calcolati dal tool.

A differenza dei risultati ottenuti con l'ottimizzatore di CAMEO, infatti, i valori di PN dei punti calcolati sono tutti molto contenuti. Ciò dimostra che l'utilizzo di un tool basato su una funzione costo definita secondo criteri di ottimizzazione differenti, di natura statistica, ha apportato un primo importante valore aggiunto. Inoltre, a differenza dell'ottimizzatore di CAMEO, il tool di Matlab ha fornito, per ogni criterio di ottimizzazione, un solo punto corrispondente all'ottimo assoluto secondo quello specifico criterio.

Nei paragrafi successivi sono riportati i valori assunti dagli output (CO, HC, NOx, PN e FUEL CONS) nei punti ottimi di calibrazione suggeriti dai metodi di ottimizzazione 4, 5a, 5c, 6 e 7, confrontati con i valori assunti dal punto in mappa, secondo la stima del modello considerato. I valori degli output sono tutti normalizzati rispetto a quelli rispettivamente assunti dal punto in mappa, secondo il modello considerato.

Si è optato per l'esclusione del metodo 5b dal confronto, in quanto quest'ultimo non ha dimostrato la stessa robustezza degli altri. Infatti, nel caso dell'Active DoE, esso fornisce valori di PN molto elevati, concentrandosi evidentemente solo sulla minimizzazione degli altri fattori.

	P _{RAIL}	SOI	VVT _{OUT}	VVT _{IN}	CO	HC	NOx	PN	FUELC
PASSIVE	0	60	90	80	96	101	74	75	99
ADAPTIVE	0	10	100	100	73	92	107	26	106
ACTIVE	100	70	90	80	102	104	62	742	99

Tabella 4.2 - Metodo 5b valutato sui tre modelli

Ricordando che il metodo utilizza la funzione costo:

$$S_{opt5b} = \min \left(\sum_{i=1}^3 \frac{x_i}{\max(x_i)} \times w_i \right), \text{ con: } w_i = \frac{\tan(x_i)}{\sum_{i=1}^3 \tan(x_i)}$$

il valore molto alto di PN restituito dalla somma pesata è dovuto alla conformazione del dataset e dalla presenza di un picco molto elevato nella curva del PN calcolato nei punti del full factorial. Infatti, il valore massimo normalizzato del PN a denominatore è di diversi ordini di grandezza superiore a quello delle altre variabili. Ne consegue un contributo minimo nella

funzione costo, che va a concentrare la ricerca nei punti che offrono vantaggio dal punto di vista della minimizzazione di CO, HC, NO_x e FUEL CONS, piuttosto che del PN.

4.2.1 PASSIVE DOE

I punti risultanti dall'ottimizzazione e quello in mappa, secondo il modello Passive sono riportati nella tabella seguente:

METODO	P _{RAIL}	SOI	VVT _{EX}	VVT _{IN}
4	0	60	0	100
5a	0	60	0	100
5c	0	60	0	100
6	0	60	0	100
7	5	63	0	100
PUNTO IN MAPPA	55	60	75	80

Tabella 4.3 - Punti ottimi per la strategia Passive DoE

In figura 4.2.1 è raffigurato un diagramma a barre rappresentativo del confronto degli output nei diversi punti.

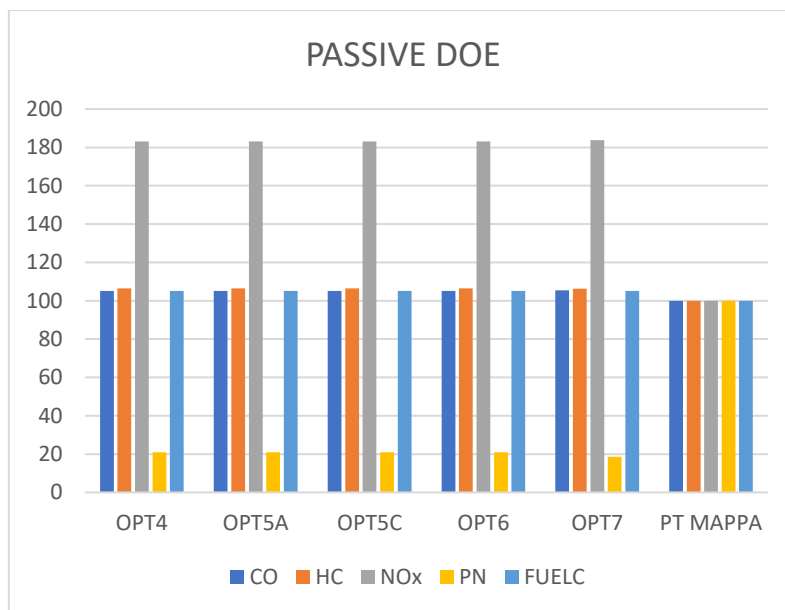


Figura 4.2.1 - Risultati del Passive DoE

I punti trovati mostrano valori confrontabili di CO, HC e FUEL CONS, rispetto a quelli del punto in mappa, e un peggioramento degli NOx, che sono quasi raddoppiati, rispetto alla situazione del punto attualmente in uso. Il PN, invece, presenta un netto miglioramento (circa il 20% del valore in mappa).

4.2.2 ADAPTIVE DOE

I punti risultanti dall'ottimizzazione e quello in mappa, secondo il modello Adaptive sono riportati nella tabella seguente:

METODO	P _{RAIL}	SOI	VVT _{EX}	VVT _{IN}
4	0	40	20	0
5a	0	10	100	100
5c	0	10	100	100
6	0	50	0	0
7	0	8	100	100
PUNTO IN MAPPA	55	60	75	80

Tabella 4.4 - Punti ottimi per la strategia Adaptive DoE

Dalla tabella in alto, è possibile apprezzare una differenza tra i punti trovati dai metodi 4 e 6 e quelli trovati dai metodi 5 e 7, in termini di attuazioni. Questo scostamento porta, come visibile dalla *figura 4.2.2*, ad una differente situazione sugli output, di conseguenza.

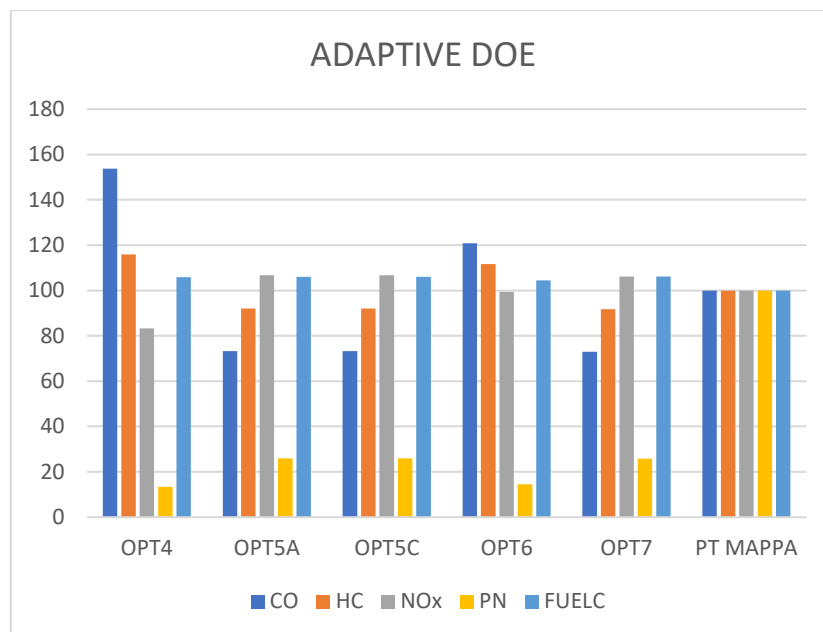


Figura 4.2.2 - Risultati dell'Adaptive DoE

I metodi 4 e 6 offrono un risultato abbastanza confrontabile a quello del punto in mappa solo di HC, NO_x e FUEL CONS, mentre CO presenta un peggioramento (soprattutto nel metodo 4). I metodi 5 e 7, invece, restituiscono valori confrontabili di NO_x e FUEL CONS e un leggero miglioramento di CO e HC.

Tutti i metodi si dimostrano vantaggiosi per il contenimento del PN, che è, anche in questo modello, decisamente diminuito.

4.2.3 ACTIVE DOE

Nel caso dell'Active DoE, i punti determinati dall'ottimizzazione sono:

METODO	P _{RAIL}	SOI	VVT _{EX}	VVT _{IN}
4	30	50	90	100
5a	40	50	90	100
5c	30	50	90	100
6	30	50	90	100
7	35	48	90	100
PUNTO IN MAPPA	55	60	75	80

Tabella 4.5 - Punti ottimi per la strategia Active DoE

I punti determinati sulla base di questo modello sono in linea di massima differenti da quelli dei primi due modelli e, dalla tabella in alto, è visibile una più marcata vicinanza dell'ottimo suggerito dai vari metodi con quello in uso.

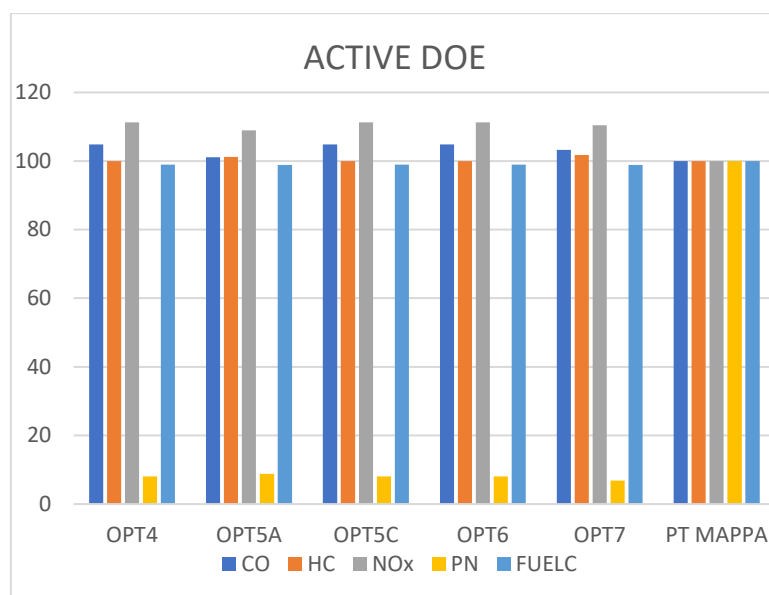


Figura 4.2.3 - Risultati dell'Active DoE

In figura 4.2.3 appare immediata la vicina somiglianza dei risultati dei diversi metodi rispetto a quello del punto in mappa, in termini di inquinanti e consumo, mentre il PN è nettamente inferiore.

In conclusione, il modello ottenuto con Passive DoE restituisce punti non molto convenienti in termini di NOx, la cui valutazione è peggiorata, rispetto alla situazione attuale; il modello in Adaptive, nei metodi 4 e 6, mostra un peggioramento nel CO; il modello in Active stima una riduzione di PN molto marcata, con un buon compromesso anche degli altri fattori in gioco.

4.3 TEMPI, EFFORT E QUALITÀ DI RILEVAZIONE

È importante, al termine di questo progetto, menzionare quelli che sono i vantaggi o gli svantaggi delle tre tipologie di calibrazione, in termini di effort e tempi necessari all'esecuzione delle prove, con riferimento alla qualità dei dati raccolti.

Per l'esecuzione della prova in modalità Passive, si è impiegato un tempo di circa 2 ore e 30 minuti, per ispezionare un DoE di 100 punti; la prova in Adaptive ha impiegato 3 ore per ispezionare un DoE di 87 punti; la prova in Active ha richiesto circa 2 ore e 30 minuti per un DoE di 43 punti. Sebbene le durate delle tre prove siano confrontabili, il vantaggio delle strategie non convenzionali (Adaptive e Active) sta nel numero di misure valide ottenute al termine della prova, ovvero la quantità di dati disponibili per la costruzione dei modelli offline.

Il numero di misure valide per Passive, Adaptive e Active è, rispettivamente, di 46, 66 e 75. Senza dubbio, il numero di dati maggiore, rilevato in modalità automatica e successivamente fornito ai modelli, è coerente con la qualità maggiore mostrata dall'indice R_2 , nel caso di Adaptive e Active.

Uno degli aspetti più significativi dell'utilizzo di strategie automatizzate per la calibrazione è la modalità di controllo del banco. Le strategie Adaptive e Active, che hanno sfruttato la modalità automatica, hanno dimostrato essere vantaggiose sia dal punto di vista dell'effort richiesto per l'esecuzione dei test, che da quello dell'efficienza del controllo dei parametri. Le procedure automatizzate, infatti, hanno consentito innanzitutto una riduzione dell'impegno richiesto allo sperimentatore, il quale, una volta settato il test, ha rivolto l'attenzione soltanto alla verifica del corretto funzionamento di tutti i dispositivi e dell'assenza di anomalie durante la prova.

Con la procedura tradizionale, invece, è stato richiesto allo sperimentatore e all'operatore l'impegno costante per tutta la durata del test, in quanto la modifica delle attuazioni, la misura dei punti ritenuti validi e tutte le operazioni di contorno sono state eseguite manualmente.

La qualità delle rilevazioni in modalità automatica non è vincolata al grado di attenzione e all'esperienza dell'operatore e prescinde dall'errore umano, che può presentarsi con maggiore facilità durante l'esecuzione dei test in modalità di controllo manuale. Infatti, il rispetto dei limiti sulla COV e il perseguimento dell'obiettivo sulla qualità di combustione sono stati assicurati da un monitoring più reattivo e accurato.

In aggiunta, l'automazione delle procedure ha concesso il beneficio di una minore esposizione a condizioni non ottimali di funzionamento del motore durante il test, grazie alla programmazione sistematica di operazioni aggiuntive per il ripristino delle condizioni, quali il *purge* degli strumenti di misura e la pulizia della camera di combustione. Queste ultime, difatti, hanno scongiurato la distorsione delle misure degli inquinanti derivante dall'accumulo di residui di combustione, con una conseguente maggiore riproducibilità.

Le caratteristiche delle tre strategie sono riassunte nella tabella seguente:

PASSIVE DOE	ADAPTIVE DOE	ACTIVE DOE
CIRCA 2 ORE E 30 MINUTI	CIRCA 3 ORE	CIRCA 2 ORE E 30 MINUTI
46 MISURE VALIDE	66 MISURE VALIDE	75 MISURE VALIDE
MONITORING DIPENDENTE DA FATTORI UMANI	MONITORING PIÙ EFFICIENTE	MONITORING PIÙ EFFICIENTE
IMPEGNO COSTANTE DELLO SPERIMENTATORE A BANCO	AUTOMAZIONE DEL PROCESSO	AUTOMAZIONE DEL PROCESSO
MAGGIORE ESPOSIZIONE A CONDIZIONI NON OTTIMALI DI FUNZIONAMENTO	RIPRISTINO DELLE CONDIZIONI DEL MOTORE DURANTE LA PROVA	RIPRISTINO DELLE CONDIZIONI DEL MOTORE DURANTE LA PROVA

Tabella 4.6 - Caratteristiche delle tre strategie di calibrazione a confronto

5 CONCLUSIONI

L'obiettivo del progetto è stato la ricerca di soluzioni alternative allo stato dell'arte, in materia di calibrazione di motori ad accensione comandata, per sopperire alle esigenze delle nuove normative sulle emissioni, le quali richiedono un ampliamento del campo di analisi per la determinazione delle condizioni ottimali di funzionamento del motore, in una più ampia area della mappa giri/carico.

L'automazione delle strategie di calibrazione ha dimostrato essere di grande aiuto, poiché ha permesso la riduzione di tempistiche e di usura e deriva, sia del motore che dei dispositivi di misurazione, in fase di calibrazione.

Innanzitutto, grazie alla formulazione di un modello e alla successiva ottimizzazione, è stato possibile determinare, con minori sforzi, le condizioni ottimali di funzionamento del motore, in ottica di minimizzare consumo ed emissioni. A tal proposito, il tool creato per l'ottimizzazione dei parametri delle attuazioni si è dimostrato essere uno strumento di grande aiuto per la ricerca dei punti ottimi di calibrazione, sfruttando l'applicazione di concetti statistici allo specifico campo di ricerca.

In secondo luogo, dai risultati ottenuti mediante le prove eseguite in modalità di controllo automatizzato, è emerso l'effettivo beneficio legato ad una maggiore qualità dei modelli, alla riduzione degli effort e dei tempi richiesti per la realizzazione dei test e all'aumento dell'efficacia di controllo dei parametri di combustione, oltre che al mantenimento delle condizioni al contorno per la buona realizzazione delle rilevazioni.

Tali risultati, confermano l'ipotesi iniziale dell'efficacia di utilizzare sistemi automatizzati per le procedure di calibrazione, nella prospettiva di avere a disposizione metodi più indicati a fronteggiare l'attuale situazione normativa, che richiede uno sforzo sempre maggiore per la calibrazione di numerosi punti motore.

È necessario sottolineare, però, che i risultati restituiti dalle prove eseguite a banco rappresentano solo il punto di partenza per la determinazione delle calibrazioni ottime. Difatti, dopo la fase di calibrazione a banco prova, segue la verifica in vettura della coerenza dei parametri misurati in sala prova, per assicurare che i punti scelti mostrino effettivamente un comportamento del motore adatto alle esigenze.

In un'ottica futura, sarebbe interessante ampliare la ricerca applicando i metodi di calibrazione automatica a tutti i punti ad oggi calibrati in modalità tradizionale, effettuando un confronto della qualità dei risultati ottenuti tramite le strategie innovative, rispetto a quelli attuali. In seguito, per la conferma dei vantaggi dell'innovazione proposta, sarà necessaria l'estensione

delle tecniche di analisi a punti motore finora calibrati tramite l'interpolazione tra i punti a bassi giri e carichi, per soddisfare le esigenze della normativa RDE.

FONTI BIBLIOGRAFICHE E SITOGRAFIA

AVL List GmbH, *AVL CAMEO 4 User's Guide*

Bianchi G., *corso di "Advanced combustion systems M"*, risorse didattiche A.A. 2021/2022, Università di Bologna

Bicego M., *Riconoscimento e recupero dell'informazione per bioinformatica-Reti neurali*, Università di Verona, contenuto disponibile in: <https://www.corsi.univr.it>

Chini M., *Sviluppo di nuove metodologie di calibrazione per motori da competizione con tecniche di Design of Experiments*, 2019, Tesi di laurea, Università di Bologna

Engeljehring K., *AVL EMISSION TESTING Overview and Trends in Worldwide Emission Legislations*, AVL List GmbH, Graz, Austria, contenuto disponibile in: <https://docplayer.net>

Eriksson L., *D-optimal design – what it is and when to use it*, contenuto multimediale disponibile in: <https://www.youtube.com>

Ferrari G., *Motori a combustione internai*, Bologna, Esculapio, 2016

Mathworks, <https://it.mathworks.com>

Ottimo paretiano, contenuto disponibile in: <https://it.wikipedia.org>

Regressione lineare e polinomiale, Università di Napoli, contenuto disponibile in: <https://www.docenti.unina.it>

WLTP cycle replaces NEDC, contenuto disponibile in: <https://www.eurococ.eu>