



**Università
degli Studi
di Ferrara**

**DOTTORATO DI RICERCA IN
"SCIENZE DELL'INGEGNERIA"**

CICLO XXXV

COORDINATORE Prof. Stefano Trillo

**Sviluppo di una Metodologia per la Selezione e il Controllo
Qualità di Ventilatori per Cappe Aspiranti in Linea di
Produzione Mediante Analisi Vibrazionale**

Settore Scientifico Disciplinare ING-IND/13

Dottorando

Dott. Marco Schiavo

Tutore

Prof. Emiliano Mucchi

Co-Tutore

Dott. Gianluca D'Elia

Anni 2019/2022

PREFAZIONE

Durante il mio percorso di studi ho avuto la possibilità di avvicinarmi al tema dell'acustica, delle vibrazioni e in particolare modo all'analisi modale, approfondendo la sua applicazione e sviluppando un lavoro completo su un riduttore, diventato poi tema della mia Tesi di Laurea Magistrale. Dopo aver ottenuto la Laurea Magistrale in Ingegneria Meccanica nell'ottobre 2015 ho accettato l'opportunità di affiancare come assegnista il Professore Emiliano Mucchi e il gruppo di ricerca di Meccanica Applicata. In questi due anni ho lavorato su diverse tematiche di interesse industriale, casi reali di ottimizzazione strutturale per ridurre problematiche legate alle vibrazioni, progettazione meccanica di macchine per la lavorazione del legno, sviluppo di procedure di controllo basate su elaborazione di segnali accelerometrici, analisi dei modi di vibrare di parti meccaniche come riduttori, scarichi di trattori, componenti automotive, attrezzature da giardinaggio. Questo periodo è stato fondamentale per capire l'importanza e soprattutto l'utilità che le moderne tecniche di diagnostica basate sull'elaborazione dei segnali accelerometrici hanno per il mondo industriale, quanto vario sia il loro campo di applicabilità, quanto sia alta l'attenzione delle aziende verso queste problematiche e soprattutto, quanto siano fondamentali elevate competenze nella materia. Inoltre, tutte le sfide affrontate durante questi mesi, hanno suscitato curiosità e interesse a continuare gli studi di questi argomenti anche dopo la fine del secondo anno di assegno di ricerca. Anche grazie al background creato da questa esperienza accademica, nel dicembre 2017 sono entrato a far parte del gruppo di Ricerca e Sviluppo di SIT. S.p.A., azienda leader nel mondo che sviluppa e produce controlli multifunzione per apparecchi funzionanti a gas. SIT S.p.A. vanta inoltre un portfolio prodotti eccellenti anche per il mondo della ventilazione, spaziando dal mondo dei boilers, dei caminetti, delle stufe a pellet, a quello delle cucine industriali e domestiche. Oltre alle attività quotidiane di relazioni con le funzioni aziendali, con il cliente, di progettazione e modellazione, sono frequentemente coinvolto quando ci si trova ad affrontare problematiche relative al rumore e alle vibrazioni dei prodotti, sia in fase di produzione che in post-vendita. La collaborazione con i reparti di industrializzazione per implementare in linea di assemblaggio controlli basati su procedure di elaborazione dei segnali accelerometrici è fondamentale per garantire la qualità dei prodotti soprattutto per i ventilatori. Ed è stata proprio da una di queste collaborazioni che nel 2019 è iniziato il mio percorso di Dottorato Industriale. Nel 2019 l'azienda si è posta l'obiettivo di avere anche per la linea di ventilatori per cappe aspiranti (modello GPe) un controllo al 100% dei prodotti assemblati per continuarne a garantire la qualità in termini di silenziosità e vibrazioni generate. A questo modello è stata fatta una modifica progettuale di riduzione dell'air-gap tra statore e rotore per aumentarne l'efficienza e la riduzione dell'aria tra questi due componenti, unitamente alle tolleranze produttive e di assemblaggio avvicinano il rischio di generare asimmetrie e le ormai note conseguenze che esse hanno nel comportamento vibro-acustico dei rotori. La richiesta era l'implementazione di una procedura di controllo qualità real-time utilizzando l'attuale banco di collaudo. L'attività di ricerca è stata quindi inizialmente concentrata nello studio delle attuali soluzioni che vengono adottate per la diagnostica dei difetti nei motori ad induzione, attività che ha impegnato diversi mesi e nella quale è stata fatta una approfondita ricerca bibliografica. La letteratura disponibile è ricca di articoli inerenti ai motori ad induzione, ai loro problemi e cause di rottura, dimostrazioni e sviluppi delle teorie a supporto, indici di identificazione ed esempi di classificazione dei difetti in laboratorio ma, in pochissimi casi vengono proposte procedure applicative a livello industriale e soprattutto non sono stati trovati lavori precedenti dove i segnali non vengano misurati direttamente sul motore, cosa che rende questo progetto ancora più sfidante e aggiunge originalità al lavoro

svolto. La seconda parte del percorso è stata purtroppo rallentata dall'espandersi dell'epidemia di Covid-19 durante la quale i lockdown hanno messo a dura prova le aziende, impedito gli spostamenti, rallentato lo sviluppo di progetti e processi. In questa seconda parte del Dottorato l'obiettivo era acquisire i segnali accelerometrici da più campioni, creando quindi un dataset per lo sviluppo della procedura di controllo. Le difficoltà di raggiungere lo stabilimento produttivo nelle Marche, di avere disponibilità di attrezzature e persone per i collaudi dei ventilatori, del tempo necessario ad effettuare le misurazioni, non ha impedito di raccogliere dati da più di 500 campioni. Le misure sono state acquisite in diversi setup, passando da quello utilizzato dal controllo statistico al setup di linea che si vorrebbe utilizzare, sono stati misurati diversi ventilatori di riferimento e decine di campioni in fase di collaudo. La fase conclusiva del Dottorato è stata quella di analisi ed elaborazione dei segnali, creazione di due procedure di selezione, una prima che utilizza un approccio statistico e un'altra basata su autoencoder. A conclusione del lavoro svolto mi sento di ringraziare tutte le persone che mi hanno aiutato in questo percorso, in particolar modo il mio tutore, Prof. E. Mucchi, l'Ing. G. D'Elia per il supporto e il tempo dedicatomi, il Prof. G. Dalpiaz e i colleghi del gruppo di ricerca, il mio responsabile aziendale l'Ing. P. Tiberi, l'Ing. M. Croin e l'Ing. R. Marcanzin. Particolare gratitudine a mia moglie Federica per il fondamentale supporto morale in questi tre anni e ai miei ragazzi, Leonardo e Ludovico.

INDICE DEI CONTENUTI

1	Introduzione.....	1
1.1	Ricerca bibliografica a supporto della progettazione	2
1.2	Il caso SIT: ventilatore per cappe aspiranti GPE.....	3
1.3	Obbiettivo della tesi.....	4
1.4	Struttura della tesi.....	4
2	Diagnostica dei difetti nei motori ad induzione allo stato dell'arte	6
2.1	Introduzione.....	6
2.2	Stato dell'arte.....	6
2.3	Difetti nei motori ad induzione e i loro effetti nei segnali di corrente e vibrazione....	9
2.4	Vibrazioni e rumore acustico nei motori ad induzione	11
3	Classificazione dei ventilatori GPE HIGH EFFICENCY: misure con setup di controllo qualità	15
3.1	Introduzione.....	15
3.2	Analisi in frequenza.....	17
3.3	Classificazione con indicatori calcolati dai segnali nel tempo	22
3.4	Classificazione con approccio statistico.....	29
3.5	Risultati conclusivi	50
4	Classificazione dei ventilatori GPE HIGH EFFICENCY: misure sul banco di collaudo e setup di linea.....	51
4.1	Introduzione.....	51
4.2	Classificazione con indicatori calcolati dai segnali nel tempo	53
4.3	Classificazione con approccio statistico.....	57
4.4	Risultati conclusivi	66
5	Verifica della robustezza degli indicatori per la selezione dei ventilatori.....	67
5.1	Introduzione.....	67
5.2	Verifica indicatori calcolati dai segnali nel tempo	67
5.3	Verifica indicatori ottenuti con approccio statistico.....	71
5.4	Risultati conclusivi	80
6	Procedura di selezione utilizzando la trasmissibilità come filtro inverso	81
6.1	Introduzione.....	81
6.2	Applicazione della procedura di filtraggio	81
6.3	Risultati conclusivi	84
7	Applicazione della procedura ad una prova di produzione in linea di assemblaggio.....	85
7.1	Introduzione.....	85
7.2	Scelta della soglia limite di primo tentativo	85

7.3 Prova di produzione e definizione della soglia limite	88
7.4 Risultati conclusivi.....	90
8 Classificazione con machine learning	91
8.1 Introduzione	91
8.2 Scelta del tipo di classificatore e delle feature	91
8.3 Definizione e addestramento dell'autoencoder	92
8.4 Prova di produzione e classificazione con autoencoder.....	95
8.5 Risultati conclusivi.....	95
Conclusioni finali	96
Appendice A.....	98
Appendice B.....	108
Appendice C	126
Appendice D.....	130
Appendice E	134
Bibliografia.....	136

LISTA DELLE FIGURE

Figura 1: esempio di motore ad induzione	1
Figura 2: ventilatore per cappe aspiranti HIGH EFFICENCY GPE	3
Figura 3: setup di misura in configurazione “CQ”, vista dall’alto	15
Figura 4: setup di misura in configurazione “CQ”, vista laterale.....	16
Figura 5: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel.	17
Figura 6: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel.....	18
Figura 7: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 15 e 20 Hz	18
Figura 8: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 15 e 20 Hz.....	18
Figura 9: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 48 e 52 Hz	19
Figura 10: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 48 e 52 Hz.....	19
Figura 11: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 99 e 101 Hz	19
Figura 12: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 99 e 101 Hz.....	20
Figura 13: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz	20
Figura 14: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz con etichette dati	20
Figura 15: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz.....	21
Figura 16: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz con etichette dati	21
Figura 17: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 48 e 52 Hz	21
Figura 18: confronto RMS direzione radiale	23
Figura 19: confronto RMS direzione assiale	24
Figura 20: confronto STD direzione radiale.....	24
Figura 21: confronto STD direzione assiale	24
Figura 22: confronto Kurtosis direzione tangenziale	25
Figura 23: confronto Crest Factor direzione tangenziale	25
Figura 24: confronto Impulse Factor direzione tangenziale.....	25
Figura 25: confronto Shape Factor direzione tangenziale	26
Figura 26: confronto Margin Factor direzione assiale.....	26
Figura 27: confronto Vpp direzione radiale	26
Figura 28: confronto Vpp direzione assiale.....	27
Figura 29: confronto EOP direzione tangenziale	27
Figura 30: confronto FM0 direzione assiale.....	27
Figura 31: confronto max CMS filtrato direzione assiale	28
Figura 32: confronto Loudness direzione tangenziale.....	28
Figura 33: confronto Loudness direzione radiale	28
Figura 34: confronto Sharpness direzione radiale	29
Figura 35: confronto Sharpness direzione assiale	29
Figura 36: confronto KLD direzione radiale 1°modo	32
Figura 37: confronto KLD direzione assiale 1°modo.....	33
Figura 38: confronto JRD direzione assiale 1°modo.....	33
Figura 39: confronto R_{θ} direzione assiale 1°modo.....	33
Figura 40: confronto $T_{s\theta}$ direzione assiale 1°modo.....	34
Figura 41: confronto $eT_{s\theta}$ direzione assiale 1°modo.....	34
Figura 42: confronto KLD direzione tangenziale 2°modo	34
Figura 43: confronto KLD direzione radiale 2° modo	35
Figura 44: confronto KLD direzione assiale 2° modo.....	35
Figura 45: confronto JRD direzione tangenziale 2° modo	35

Figura 46: confronto JRD direzione radiale 2° modo	36
Figura 47: confronto JRD direzione assiale 2° modo	36
Figura 48: confronto S direzione tangenziale 2° modo.....	36
Figura 49: confronto R_{θ} direzione assiale 2° modo.....	37
Figura 50: confronto $T_{s\theta}$ direzione assiale 2° modo	37
Figura 51: confronto H direzione tangenziale 2° modo	37
Figura 52: confronto H direzione assiale 2° modo.....	38
Figura 53: confronto KLD direzione tangenziale 3° modo.....	38
Figura 54: confronto KLD direzione radiale 3° modo	38
Figura 55: confronto KLD direzione assiale 3° modo	39
Figura 56: confronto JRD direzione tangenziale 3° modo.....	39
Figura 57: confronto JRD direzione radiale 3° modo	39
Figura 58: confronto JRD direzione assiale 3° modo	40
Figura 59: confronto S direzione tangenziale 3° modo.....	40
Figura 60: confronto S direzione radiale 3° modo	40
Figura 61: confronto S direzione assiale 3° modo	41
Figura 62: confronto R_{θ} direzione tangenziale 3° modo	41
Figura 63: confronto R_{θ} direzione radiale 3° modo	41
Figura 64: confronto R_{θ} direzione assiale 3° modo.....	42
Figura 65: confronto $T_{s\theta}$ direzione tangenziale 3° modo.....	42
Figura 66: confronto $T_{s\theta}$ direzione radiale 3° modo	42
Figura 67: confronto $T_{s\theta}$ direzione assiale 3° modo	43
Figura 68: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 3° modo	43
Figura 69: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 3° modo	43
Figura 70: confronto $eT_{s\theta}$ direzione assiale 3° modo	44
Figura 71: confronto H direzione tangenziale 3° modo	44
Figura 72: confronto H direzione radiale 3° modo	44
Figura 73: confronto H direzione assiale 3° modo.....	45
Figura 74: confronto KLD direzione tangenziale 4° modo.....	45
Figura 75: confronto KLD direzione assiale 4° modo	45
Figura 76: confronto JRD direzione tangenziale 4° modo.....	46
Figura 77: confronto S direzione tangenziale 4° modo.....	46
Figura 78: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 4° modo	46
Figura 79: confronto H direzione tangenziale 4° modo	47
Figura 80: confronto KLD direzione tangenziale 5° modo.....	47
Figura 81: confronto JRD direzione radiale 5° modo	47
Figura 82: confronto JRD direzione assiale 5° modo	48
Figura 83: confronto S direzione assiale 5° modo	48
Figura 84: confronto R_{θ} direzione assiale 5° modo.....	48
Figura 85: confronto $T_{s\theta}$ direzione assiale 5° modo	49
Figura 86: confronto $eT_{s\theta}$ direzione assiale 5° modo	49
Figura 87: confronto H direzione tangenziale 5° modo	49
Figura 88: banco di collaudo ventilatore.....	52
Figura 89: posizione accelerometri di misura	52
Figura 90: accelerometro triassiale su piastra	53
Figura 91: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Kurtosis direzione radiale.....	54
Figura 92: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Shape Factor direzione radiale.....	54
Figura 93: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Margin Factor direzione radiale.....	54
Figura 94: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Loudness direzione radiale	55

Figura 95: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Loudness direzione assiale.....	55
Figura 96: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Sharpness direzione radiale.....	55
Figura 97: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Sharpness direzione assiale.....	56
Figura 98: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Roughness direzione radiale	56
Figura 99: confronto setup “CQ” e setup “linea”- Roughness direzione assiale	56
Figura 100: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 1° modo – KLD dir. rad.	57
Figura 101: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 1° modo - KLD dir. ass.	58
Figura 102: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 1° modo - JRD dir. rad.	58
Figura 103: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 1° modo - JRD dir. ass.	58
Figura 104: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 2° modo - KLD dir. rad.....	59
Figura 105: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 2° modo - KLD dir. ass.	59
Figura 106: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 2° modo - JRD dir. rad.	59
Figura 107: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 2° modo - JRD dir. ass.	60
Figura 108: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 2° modo - H dir. ass.	60
Figura 109: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - KLD dir. rad.....	60
Figura 110: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - KLD dir. ass.	61
Figura 111: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - JRD dir. rad.	61
Figura 112: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - JRD dir. ass.	61
Figura 113: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - R dir. ass.....	62
Figura 114: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - Ts dir. ass.	62
Figura 115: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - eTs dir. ass.	62
Figura 116: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 3° modo - H dir. ass.	63
Figura 117: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - KLD dir. rad.....	63
Figura 118: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - KLD dir. ass.	63
Figura 119: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - JRD dir. rad.	64
Figura 120: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - JRD dir. ass.	64
Figura 121: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - S dir. rad.....	64
Figura 122: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - eTs dir. rad.	65
Figura 123: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - H dir. rad.	65
Figura 124: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 5° modo - KLD dir. rad.....	65
Figura 125: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 5° modo - JRD dir. rad.	66
Figura 126: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 5° modo - JRD dir. ass.	66
Figura 127: verifica Kurtosis dir. rad.	68
Figura 128: verifica Shape Factor dir. rad.	68
Figura 129: verifica Margin Factor dir. rad.	68
Figura 130: verifica Loudness dir. rad.....	69
Figura 131: verifica Loudness dir. ass.....	69
Figura 132: verifica Sharpness dir. rad.....	69
Figura 133: verifica Sharpness dir. ass.....	70
Figura 134: verifica Roughness dir. rad.	70
Figura 135: verifica Roughness dir. ass.	70
Figura 136: verifica KLD dir. rad - 1° modo.....	71
Figura 137: verifica KLD dir. ass. - 1° modo.....	71
Figura 138: verifica JRD dir. rad. - 1° modo.....	72
Figura 139: verifica JRD dir. ass. - 1° modo.....	72
Figura 140: verifica KLD dir. rad. - 2° modo.....	72
Figura 141: verifica KLD dir. ass. - 2° modo.....	73
Figura 142: verifica JRD dir. rad. - 2° modo.....	73
Figura 143: verifica JRD dir. ass. - 2° modo.....	73

Figura 144: verifica H dir. ass. - 2° modo	74
Figura 145: verifica KLD dir. rad. - 3° modo	74
Figura 146: verifica KLD dir. ass. - 3° modo	74
Figura 147: verifica JRD dir. rad. - 3° modo	75
Figura 148: verifica JRD dir. ass. - 3° modo.....	75
Figura 149: verifica R_{θ} dir. assiale - 3° modo	75
Figura 150: verifica $T_{s\theta}$ dir. ass. - 3° modo	76
Figura 151: verifica $eT_{s\theta}$ dir. ass. - 3° modo.....	76
Figura 152: verifica H dir. ass. - 3° modo.....	76
Figura 153: verifica KLD dir. rad. - 4° modo	77
Figura 154: verifica KLD dir. ass. - 4° modo	77
Figura 155: verifica JRD dir. rad. - 4° modo	77
Figura 156: verifica JRD dir. ass. - 4° modo.....	78
Figura 157: verifica S dir. rad. - 4° modo	78
Figura 158: verifica eT_s dir. rad. - 4° modo.....	78
Figura 159: verifica H dir. rad. - 4° modo.....	79
Figura 160: verifica KLD dir. rad. - 5° modo	79
Figura 161: verifica JRD dir. rad. - 5° modo	79
Figura 162: verifica JRD dir. ass. - 5° modo.....	80
Figura 163: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 1° vel.....	82
Figura 164: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 2° vel.....	82
Figura 165: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 3° vel.....	82
Figura 166: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 4° vel.....	83
Figura 167: 2° modo mod. - KLD dir. rad.	83
Figura 168: 2° modo mod. - KLD dir. ass.....	83
Figura 169: 2° modo mod. - JRD dir. rad.	84
Figura 170: 2° modo mod. - JRD dir. ass.....	84
Figura 171: Confusion Matrix.....	85
Figura 172: test per calcolo soglia - KLD	87
Figura 173: test per calcolo soglia - JRD	87
Figura 174: schema procedura di primo tentativo.....	88
Figura 175: risultati procedura applicata in produzione.....	89
Figura 176: risultati procedura applicata in produzione con ottimizzazione della soglia... ..	89
Figura 177: risultati procedura applicata in produzione con soglia a 1,9	89
Figura 178: risultati procedura applicata al lotto di 309 ventilatori con limite a 1,9	90
Figura 179: procedura completa.....	90
Figura 180: schema di un Autoencoder.....	92
Figura 181: Autoencoder.....	93
Figura 182: risultati della fase di validazione dell'Autoencoder	94
Figura 183: procedura completa con Autoencoder	94
Figura 184: risultati della classificazione con Autoencoder in produzione	95
Figura 185: confronto RMS direzione tangenziale	98
Figura 186: confronto STD direzione tangenziale	98
Figura 187: confronto Skewness direzione tangenziale	99
Figura 188: confronto Skewness direzione radiale	99
Figura 189: confronto Skewness direzione assiale	99
Figura 190: confronto Kurtosis direzione radiale	100
Figura 191: confronto Kurtosis direzione assiale.....	100
Figura 192: confronto Crest Factor direzione radiale	100

Figura 193: confronto Crest Factor direzione assiale.....	101
Figura 194: confronto Impulse Factor direzione radiale	101
Figura 195: confronto Impulse Factor direzione assiale	101
Figura 196: confronto Shape Factor direzione radiale	102
Figura 197: confronto Shape Factor direzione assiale.....	102
Figura 198: confronto Margin Factor direzione tangenziale	102
Figura 199: confronto Margin Factor direzione radiale	103
Figura 200: confronto Vpp direzione tangenziale	103
Figura 201: confronto EOP direzione radiale.....	103
Figura 202: confronto EOP direzione assiale.....	104
Figura 203: confronto FM0 direzione tangenziale	104
Figura 204: confronto FM0 direzione radiale.....	104
Figura 205: confronto max CMS filtrato direzione tangenziale.....	105
Figura 206: confronto max CMS filtrato direzione radiale	105
Figura 207: confronto Loudness direzione assiale	105
Figura 208: confronto Sharpness direzione tangenziale.....	106
Figura 209: confronto Roughness direzione tangenziale	106
Figura 210: confronto Roughness direzione radiale.....	106
Figura 211: confronto Roughness direzione assiale	107
Figura 212: confronto KLD direzione tangenziale 1°modo	108
Figura 213: confronto JRD direzione tangenziale 1°modo	108
Figura 214: confronto JRD direzione radiale 1°modo	109
Figura 215: confronto S direzione tangenziale 1°modo	109
Figura 216: confronto S direzione radiale 1°modo	109
Figura 217: confronto S direzione assiale 1°modo.....	110
Figura 218: confronto R_{θ} direzione tangenziale 1°modo	110
Figura 219: confronto R_{θ} direzione radiale 1°modo.....	110
Figura 220: confronto $T_{s\theta}$ direzione tangenziale 1°modo	111
Figura 221: confronto $T_{s\theta}$ direzione radiale 1°modo	111
Figura 222: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 1°modo	111
Figura 223: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 1°modo.....	112
Figura 224: confronto H direzione tangenziale 1°modo	112
Figura 225: confronto H direzione radiale 1°modo.....	112
Figura 226: confronto H direzione assiale 1°modo	113
Figura 227: confronto S direzione radiale 2° modo	113
Figura 228: confronto S direzione assiale 2° modo.....	113
Figura 229: confronto R_{θ} direzione tangenziale 2° modo	114
Figura 230: confronto R_{θ} direzione radiale 2° modo.....	114
Figura 231 : confronto $T_{s\theta}$ direzione tangenziale 2° modo	114
Figura 232: confronto $T_{s\theta}$ direzione radiale 2° modo	115
Figura 233: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 2° modo	115
Figura 234: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 2° modo.....	115
Figura 235: confronto $eT_{s\theta}$ direzione assiale 2° modo.....	116
Figura 236: confronto H direzione radiale 2° modo.....	116
Figura 237: confronto KLD direzione radiale 4° modo	116
Figura 238: confronto JRD direzione radiale 4° modo	117
Figura 239: confronto JRD direzione assiale 4° modo.....	117
Figura 240: confronto S direzione radiale 4° modo	117
Figura 241: confronto S direzione assiale 4° modo.....	118

Figura 242: confronto R_{θ} direzione tangenziale 4° modo	118
Figura 243: confronto R_{θ} direzione radiale 4° modo	118
Figura 244: confronto R_{θ} direzione assiale 4° modo.....	119
Figura 245: confronto $T_{s\theta}$ direzione tangenziale 4° modo.....	119
Figura 246: confronto $T_{s\theta}$ direzione radiale 4° modo	119
Figura 247: confronto $T_{s\theta}$ direzione assiale 4° modo	120
Figura 248: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 4° modo	120
Figura 249: confronto $eT_{s\theta}$ direzione assiale 4° modo	120
Figura 250: confronto H direzione radiale 4° modo	121
Figura 251: confronto H direzione assiale 4° modo.....	121
Figura 252: confronto KLD direzione radiale 5° modo	121
Figura 253: confronto KLD direzione assiale 5° modo	122
Figura 254: confronto JRD direzione tangenziale 5° modo	122
Figura 255: confronto S direzione tangenziale 5° modo.....	122
Figura 256: confronto S direzione radiale 5° modo	123
Figura 257: confronto R_{θ} direzione radiale 5° modo	123
Figura 258: confronto R_{θ} direzione assiale 5° modo.....	123
Figura 259: confronto $T_{s\theta}$ direzione tangenziale 5° modo.....	124
Figura 260: confronto $T_{s\theta}$ direzione radiale 5° modo	124
Figura 261: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 5° modo	124
Figura 262: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 5° modo	125
Figura 263: confronto H direzione radiale 5° modo	125
Figura 264: confronto H direzione assiale 5° modo.....	125
Figura 265: 2° modo mod. - S. dir. rad.	126
Figura 266: 2° modo mod. - S dir. ass.....	126
Figura 267: 2° modo mod. - R dir. rad.	127
Figura 268: 2° modo mod. - R dir. ass.	127
Figura 269: 2° modo mod. - T_s dir. rad.....	127
Figura 270: 2° modo mod. - T_s dir. ass.....	128
Figura 271: 2° modo mod. - eT_s dir. rad.....	128
Figura 272: 2° modo mod. - eT_s dir. ass.	128
Figura 273: 2° modo mod. - H dir. rad.....	129
Figura 274: 2° modo mod. - H dir. ass.	129
Figura 275: test per calcolo soglia - RMS.....	130
Figura 276: test per calcolo soglia - max CMS filtrato	130
Figura 277: test per calcolo soglia - Shape Factor	131
Figura 278: test per calcolo soglia - Loudness	131
Figura 279: test per calcolo soglia - Roughness.....	131
Figura 280: test per calcolo soglia - Sharpness	132
Figura 281: test per calcolo soglia - S	132
Figura 282: test per calcolo soglia - R_{θ}	132
Figura 283: test per calcolo soglia - H	133
Figura 284: test per calcolo soglia - $T_{s\theta}$	133
Figura 285: test per calcolo soglia - $eT_{s\theta}$	133
Figura 286: pesi Encoder.....	134
Figura 287: bias Encoder.....	134
Figura 288: pesi Decoder	134
Figura 289: bias Decoder	135
Figura 290: parametri di addestramento dell'Autoencoder	135

NOMENCLATURA

d	Diametro degli elementi rotolanti di cuscinetto
D	Diametro primitivo del cuscinetto
f_{ball}	Frequenza caratteristica di difetti sugli elementi rotolanti
f_{brb}	Frequenze caratteristiche di presenza guasto di barre di rotore
f_c	Frequenza di campionamento
f_{ecc}	Frequenza caratteristica di presenza di eccentricità
f_{inner}	Frequenza caratteristica di difetti sulla ralla interna del cuscinetto
f_{outer}	Frequenza caratteristica di difetti sulla ralla esterna del cuscinetto
f_p	Frequenza di passaggio polare
f_r	Frequenza di rotazione
f_s	Frequenza di alimentazione elettrica
f_{stat}	Frequenze caratteristiche di guasto agli avvolgimenti di statore
f_{train}	Frequenza caratteristica di difetti sulla gabbia
k	numero intero
k_d	numero intero
l	numero intero
m	numero intero
n	numero intero
n_d	numero intero
n_{sat}	numero intero
N	Numero di linee spettrali
p	Numero di coppie polari
P_N	Ampiezza N-esima armonica
R_{rot}	Numero di barre di rotore
s	Fattore di slip
Z	Numero elementi rotolanti di cuscinetto
α	Angolo di contatto
μ	Media campionaria
ν	numero intero
σ	Deviazione standard campionaria

1

INTRODUZIONE

I motori ad induzione sono strutturalmente composti da un rotore a gabbia di scoiattolo o un rotore avvolto, dallo statore, dalla struttura meccanica e le parti necessarie per l'assemblaggio e il funzionamento (cuscinetti, calotte, supporti, isolamenti, cablaggi) e, in certi casi, da una girante di raffreddamento. In Figura 1 è mostrato un esempio di motore ad induzione dal quale si può osservare la tipica architettura di queste macchine. Il rotore è la parte più interna del motore e la sua rotazione è generata dal campo elettromagnetico indotto negli avvolgimenti di statore che lo circondano. Data la loro semplicità, affidabilità, alta efficienza, basso costo, relativo basso ingombro e, unitamente alla diffusione dell'elettronica e allo sviluppo di controlli, i motori ad induzione sono diventati componenti critici nei processi industriali, sono il mezzo più utilizzato per le movimentazioni che li caratterizzano, vengono impiegati in diversi settori, dal trasporto ferroviario, lavorazione del legno, estrazioni in miniera, nell'automotive, nell'industria farmaceutica e chimica, nelle cartiere ecc. Più del 50 % dell'elettricità generata globalmente e quasi il 60 % di quella assorbita dalle industrie viene utilizzata dai motori elettrici. Data la loro importanza, affidabilità e disponibilità sono cruciali per la continuità dei processi industriali e per evitare gravi conseguenze sia in termini economici che di sicurezza.

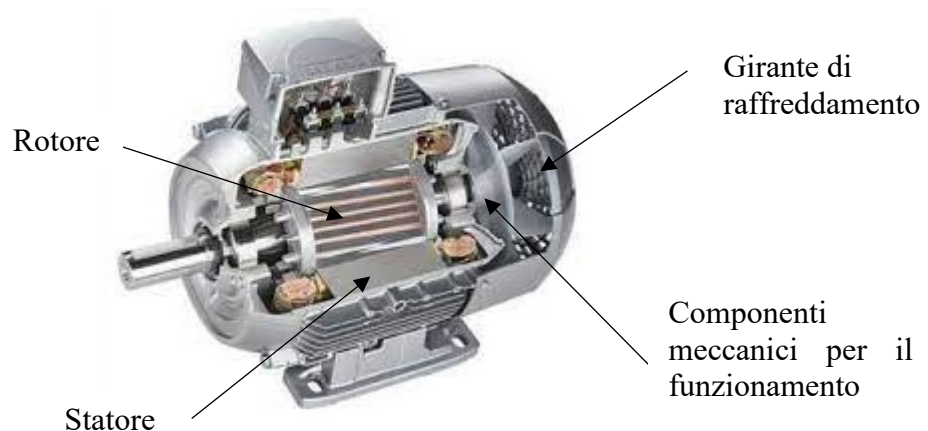


Figura 1: esempio di motore ad induzione

Spostandosi dal mondo industriale a quello domestico, esempi di applicazione di motori ad induzione monofase si possono trovare anche in elettrodomestici di utilizzo quotidiano come ventilatori, pompe centrifughe, lavatrici, lavastoviglie, frigoriferi, ecc. In ambiente domestico silenziosità e ridotti livelli di vibrazione hanno eguagliato affidabilità e durata come importanza. Con l'aumentare degli standard di vita anche il rumore emesso è diventato un fattore decisivo per la qualità del prodotto percepita dai clienti e, unitamente alla classe energetica, è un aspetto "must" degli identikit di prodotto e una delle principali leve commerciali per la vendita.

In generale, i livelli di vibrazione e di rumore generati dai motori elettrici hanno assunto importanza a tal punto da essere oggetto di standard internazionali che ne limitano i valori, sono tra i più importanti indici per il monitoraggio della qualità dei prodotti in fase di produzione e vengono ampiamente utilizzati come strumenti per gestire e programmare la manutenzione degli impianti e delle macchine.

Il rumore emesso può essere diviso in tre categorie sulla base della fonte che lo genera: può essere rumore aerodinamico, generato dalla girante che spinge aria attraverso la macchina, può essere meccanico, generato dai cuscinetti o dagli attriti tra le parti in movimento, elettromagnetico, prodotto dalle interazioni dei campi elettromagnetici tra statore e rotore. Per motori di medie e piccole taglie di potenza quest'ultimo è quello maggiormente udibile, anche in condizioni di normale funzionamento. I motori ad induzione sono idealmente macchine equilibrate e generano bassi livelli di vibrazione e rumore anche in presenza di leggere asimmetrie intrinseche nella variabilità delle tolleranze di produzione. Sebbene siano macchine molto robuste, a causa di stress meccanici, termici ed elettrici indesiderati, generati da non conformità dei componenti impiegati, sovraccarichi, imprecisioni di assemblaggio, errata lubrificazione, ambienti particolarmente sporchi o aggressivi, o per il naturale invecchiamento dei componenti, insorgono difettosità e problematiche. La severità del problema e le sue conseguenze dipendono molto dalla causa e dalla parte del motore coinvolta; ad esempio, difettosità del rotore non portano ad un immediato fermo ma a malfunzionamenti e ad effetti secondari come eccessiva rumorosità, vibrazioni elevate, forze eccessive sui cuscinetti, un calo delle performance del motore. All'insorgere di difettosità il suono emesso dal motore cambia, il suo spettro presenta diverse armoniche oltre a quelle fondamentali e viene percepito, in alcuni casi, come sgradevole, in altri, quando il livello di pressione sonora diventa importante, come disturbo fisico o con impatto psicologico. Quindi, sia in ambito industriale che domestico lo studio del rumore e delle vibrazioni è un aspetto chiave nella diagnosi dei difetti, nella prevenzione dai guasti e per la qualità della vita delle persone esposte. La progettazione di un nuovo motore ad induzione o prodotto contenente motori elettrici dovrà necessariamente anche tener conto fin dall'inizio della qualità del suono del prodotto finale ed essendo il motore elettrico una delle principali fonti di rumore la sua scelta deve essere ben valutata.

Negli anni molti ricercatori hanno condotto studi e ricerche, pubblicandone i risultati in articoli utili come linee guida per aiutare nella progettazione strutturale ed elettromagnetica dei motori, analizzando gli effetti che diversi design producono nel comportamento vibro-acustico dei motori, proponendo modelli analitici e numerici per prevedere la presenza di risonanze, il contenuto armonico del rumore acustico e delle vibrazioni generate.

Nel prossimo paragrafo è riportata una ricerca bibliografica utile per lo sviluppo di un nuovo prodotto, riprogettazione di prodotto esistente o per analisi di problematiche.

1.1 RICERCA BIBLIOGRAFICA A SUPPORTO DELLA PROGETTAZIONE

In [1] viene presentata una comparazione tra dodici motori elettrici, la loro caratterizzazione acustica e successivamente un confronto con il giudizio di un campione di trentasette persone ha fatto emergere che l'uso di parametri di psico-acustica [2] può essere un importante aiuto nella scelta del motore o del modo di utilizzo per ottimizzare la qualità percepita. In [3,4] viene dimostrato, tramite simulazione agli elementi finiti e validazione dei modelli con prove di laboratorio, il beneficio dell'utilizzo di cave inclinate per la riduzione delle vibrazioni e del rumore. In [5] viene proposto un metodo alternativo di design delle cave inclinate di rotore evidenziandone i benefici tramite confronto spettrale del segnale di vibrazione e rumore. In [6,7] viene introdotto il fattore di angolatura delle cave (skew factor) e discussa

la sua correlazione con l'andamento delle vibrazioni dovute a cause magnetiche. In [8] l'utilizzo della simulazione agli elementi finiti diventa utile per calcolare l'effetto della presenza di eccentricità statica nel contenuto spettrale del rumore generato dal motore, argomento che E. Erdelyi in [9] e A. Ghoggal et al. in [10] avevano affrontato unitamente all'influenza dello skewing delle geometrie e alla presenza di risonanze strutturali mentre, in [11,12], gli autori propongono una modellazione analitica dinamica del flusso magnetico sia nel caso di eccentricità statica che dinamica. In [13,14] la simulazione agli elementi finiti diventa utile per studiare gli effetti nei segnali di corrente della presenza di difetti nelle barre di rotore e come aiuto nella previsione del comportamento vibratorio del motore, potendo essere poi utilizzata anche come strumento di diagnostica. Il tema dell'eccentricità, della firma della sua presenza nei segnali di potenza istantanea, di corrente e vibrazioni e dei suoi effetti nei carichi dei cuscinetti sono stati affrontati in [15-18]. In [19] l'autore, analizzando le evidenze sperimentali a sua disposizione, propone dieci regole per la scelta progettuale del numero di cave di statore e di rotore al fine di ottenere il miglior risultato in termini di vibro-acustica. Obiettivo simile hanno i lavori svolti dagli autori in [20-22] i quali hanno sviluppato un modello per prevedere il rumore generato tenendo conto degli aspetti magnetici, elettrici e meccanici del motore. La modellazione delle aperture di statore e delle barre di rotore è un aspetto importante della progettazione e l'effetto delle geometrie ha un impatto importante nella parte magnetica del motore, soprattutto in presenza di eccentricità, come dimostrato in [23,24]. Inoltre, la progettazione meccanica del motore deve tenere conto della presenza di risonanze per minimizzare il rumore emesso e quindi, metodi analitici e numerici di analisi strutturale a supporto della modellazione della geometria dello statore sono di fondamentale importanza [25-28].

1.2 IL CASO SIT: VENTILATORE PER CAPPE ASPIRANTI GPE

Tra i prodotti a catalogo di SIT S.p.A. si trovano diverse soluzioni di ventilatori per cappe aspiranti per utilizzo domestico, tra cui il modello HIGH EFFICENCY GPE, mostrato in Figura 2. Questo ventilatore monta un motore ad induzione monofase asincrono a condensatore, rotore a 24 cave inclinate, girante e voluta in plastica, funzionamento a quattro velocità.



Figura 2: ventilatore per cappe aspiranti HIGH EFFICENCY GPE

Il prodotto raggiunge elevati target di efficienza grazie ad una riduzione dell'air-gap che, da un lato ha permesso di raggiungere la classe energetica A+ ma dall'altro lo ha reso più sensibile ad eventuali imperfezioni di costruzione o dei componenti impiegati. La riduzione dell'air-gap comporta che anche piccoli difetti percentualmente siano rilevanti. La presenza di asimmetrie, come si può leggere nel capitolo 2, porta ad una rumorosità caratterizzata da un suono modulato e contenente armoniche con ampiezze dominanti legate alla struttura del motore, componenti che risultano ben udibili e che ne fanno percepire una qualità inferiore rendendolo inaccettabile per il cliente finale.

1.3 OBIETTIVO DELLA TESI

Produrre ventilatori conformi alle aspettative dei clienti anche in termini di vibrazioni e rumore generati fa parte del livello qualitativo che SIT S.p.A. vuole mantenere per i suoi prodotti. La necessità è quella di avere un controllo qualità per il 100% della produzione che garantisca una selezione finale efficace e robusta.

L'obiettivo della tesi è dunque la creazione di una procedura di selezione che, utilizzando l'attuale configurazione meccanica del banco di collaudo, la sensoristica presente e senza la necessità di apportare modifiche al prodotto e alla procedura di collaudo in uso, sia in grado di filtrare i ventilatori rumorosi da quelli non rumorosi. La metodologia alla base della procedura dovrà essere in grado di lavorare in tempo mascherato e generare un output in tempo reale, senza allungare il tempo produttivo necessario e quindi senza incrementare il costo di produzione del singolo ventilatore.

Considerando tutti i requisiti sopra descritti e, tenendo conto della variabilità intrinseca nella produzione del ventilatore HIGH EFFICENCY GPE (ad esempio i parametri elettrici, numero di giri a parità di velocità selezionata, ecc.), le tecniche e gli esempi presenti in letteratura non presentano soluzioni valide per il raggiungimento dell'obiettivo. Per ottenere il risultato voluto si utilizzerà quindi un approccio originale ed innovativo, un contributo concreto alla ricerca sulle tecniche di diagnostica dei difetti nei motori elettrici.

I benefici per SIT S.p.A. sono di notevole importanza sia verso i clienti, i quali possono contare su un processo robusto e un prodotto garantito, sia in termini economici in quanto la selezione ad oggi è fatta post-produzione e "ad orecchio" da un operatore di linea specializzato con tutti i rischi che ne seguono (assenza dell'operatore, soggettività della classificazione, ecc.).

1.4 STRUTTURA DELLA TESI

Il secondo capitolo della tesi riporta lo stato dell'arte della diagnostica dei difetti nei motori elettrici, proponendo una breve descrizione dei passaggi necessari per creare una procedura diagnostica, presentando una raccolta bibliografica sulle metodologie e le tecniche di analisi più indicate, approfondendo il tema delle anomalie riscontrabili e delle relative frequenze caratteristiche e in conclusione parlando delle cause responsabili di rumorosità ed eccessivi livelli di vibrazione per questo tipo macchine. In particolare, nel secondo capitolo si apprende che dall'analisi delle frequenze caratteristiche che le anomalie inducono nei segnali di vibrazione, rumore e corrente, sia possibile identificare il tipo di difetto presente e in alcuni casi utilizzarle anche come indici per una classificazione. Inoltre, una spiegazione dei fenomeni fisici responsabili della presenza di determinate armoniche nello spettro in frequenza è necessaria per capire la radice del problema e per poter creare una procedura di selezione robusta. Partendo da quanto riportato nel secondo capitolo e focalizzando l'attenzione all'obiettivo riportato nel paragrafo precedente, in questo lavoro verranno

sviluppate due procedure differenti per rispondere alla necessità di avere un controllo di qualità efficace ed oggettivo per la selezione dei prodotti uscenti dalla linea di assemblaggio. Nel terzo capitolo l'analisi dei ventilatori parte da un confronto tra sei campioni classificati dal cliente e sei campioni classificati da SIT. La classificazione in SIT viene eseguita "ad orecchio" da un operatore di linea che, in un locale dedicato del reparto del controllo qualità, distingue i ventilatori funzionanti alla seconda velocità semplicemente ascoltandoli. Il giudizio, seppur soggettivo, di questo operatore, trova sempre corrispondenza con la classificazione del cliente e quindi viene ritenuto affidabile. Per rendere oggettiva la classificazione, vengono calcolati, a partire dai segnali accelerometrici, diversi indici presenti in letteratura e ampiamente utilizzati nella diagnostica vibrazionale dei sistemi meccanici con lo scopo di trovare quelli che offrono una classificazione uguale a quella soggettiva dell'operatore. Successivamente viene proposto un approccio differente e innovativo per il tipo di applicazione, basato sul calcolo delle divergenze statistiche tra le distribuzioni calcolate dai segnali accelerometrici acquisiti nello stesso setup che viene utilizzato nella classificazione attuale. Cinque differenti modi di calcolo delle funzioni di distribuzione delle probabilità e due metodi di calcolo della divergenza vengono descritti e utilizzati. Dalle distribuzioni di probabilità vengono anche calcolate diverse entropie utilizzate come indici di classificazione. Nel quarto capitolo si testano gli indicatori che nel capitolo precedente sono risultati efficaci ma, questa volta, calcolandoli dai segnali accelerometri acquisiti dal ventilatore nel setup di collaudo in linea di produzione. Al fine di verificarne la robustezza, nel quinto capitolo tutti gli indici che hanno dimostrato buona capacità di classificazione vengono testati nuovamente con un set di dati allargato. Il sesto capitolo è dedicato all'introduzione della metodologia di pesatura inversa per ottenere indicatori robusti ed efficaci anche per le misure rilevate dal sensore di linea. Il risultato principale è che tale procedura rende efficace per la classificazione l'utilizzo di due parametri tra quelli identificati nelle analisi precedenti. Nel settimo capitolo si concretizza il lavoro svolto con la creazione di una procedura di classificazione real-time basata sulla metodologia proposta nel sesto capitolo. Tale procedura viene anche testata durante una reale produzione con ottimi risultati. Nell'ottavo capitolo, infine, viene proposto un classificatore che sfrutta le potenzialità di un Autoencoder per migliorare ulteriormente la classificazione ottenuta nel capitolo precedente.

2

DIAGNOSTICA DEI DIFETTI NEI MOTORI AD INDUZIONE ALLO STATO DELL'ARTE

2.1 INTRODUZIONE

In questo secondo capitolo si discuterà lo stato dell'arte della diagnostica dei difetti nei motori elettrici; in particolare nel secondo paragrafo, oltre ad una estesa raccolta bibliografica di lavori presenti in letteratura, saranno presentate le principali fasi che costituiscono una procedura diagnostica e le tecniche di elaborazione del segnale utilizzate più utilizzate, nel terzo paragrafo saranno invece discussi gli effetti nei segnali di corrente e vibrazione della presenza di anomalie, introducendo le frequenze caratteristiche che accompagnano tali difettosità e, nel quarto e ultimo paragrafo, si parlerà del comportamento vibro-acustico dei motori e di come quest'ultimo venga influenzato dalla presenza di irregolarità.

2.2 STATO DELL'ARTE

La diagnostica dei problemi elettrici, magnetici e meccanici nei motori ad induzione e gli effetti che questi hanno sulla risposta vibratoria e acustica è stata ed è tuttora tema di ricerca molto importante e attivo. In letteratura si trovano esempi ed analisi nelle quali vengono applicate le più conosciute tecniche di elaborazione dei segnali e, negli ultimi anni, la ricerca si è ulteriormente arricchita di metodologie basate sui recenti algoritmi di Intelligenza Artificiale (AI). A. Bellini et al. in [29] propongono una lista di metodologie per la diagnostica di difettosità di natura elettrica e meccanica, indicando poi le tecniche di analisi del segnale più indicate e chiudendo il lavoro parlando dei benefici dell'impiego dell'intelligenza artificiale per scopi diagnostici e decisionali. In [30-32] gli autori, dopo una classificazione schematica dei difetti nei motori elettrici e una loro introduzione descrittiva, scrivono una raccolta di tecniche e metodologie per il loro rilevamento. X. Liang et al. in [33], rispetto ai lavori appena citati, aggiungono informazioni sull'approccio model-based e concludono con una lista di metodologie basate su algoritmi AI. In [34,35] gli autori si concentrano maggiormente sulla diagnosi veloce dei guasti e approfondiscono le tecniche che permettono tale approccio distinguendole tra analisi stazionarie o analisi transitorie. In [36] L. Frosini propone una revisione dei difetti e delle relative tecniche di diagnostica per tipologia di motore, suddivise tra quelle per motori alimentati da convertitore elettronico sia ad alta che a bassa tensione, motori a gabbia di scoiattolo, motori a magneti permanenti e chiudendo l'articolo parlando dei difetti nei carichi e ausiliari. In [37,38] due revisioni molto interessanti principalmente orientate all'analisi dei difetti e alle metodologie di diagnostica per i motori a gabbia di scoiattolo (SCIM). In [39-41] vengono riportati tre lavori di revisione dello stato dell'arte della diagnostica dei difetti nei motori elettrici, molto utili anche per le estese bibliografie che li accompagnano. L'interesse iniziale che spinse la ricerca sulla diagnosi dei difetti e la protezione da essi era concentrato principalmente nell'aumentare la qualità in termini di affidabilità e durata per ridurre i costi di impiego, prevenendo o evitando rotture con gravi conseguenze sia in termini economici sia di sicurezza. Lo scopo era riuscire a prevedere o diagnosticare un difetto fin dai primi istanti dalla comparsa, quando gli effetti

sono ancora trascurabili o comunque limitati per poter intervenire con la manutenzione della macchina. La rimozione fisica del motore, lo smontaggio e l'analisi dei suoi componenti comportano tempi e costi non trascurabili quindi per raggiungere l'obiettivo è preferibile utilizzare tecniche non invasive e non supervisionate capaci di rilevare il difetto senza la consulenza di un operatore esperto. Queste tecniche devono essere robuste contro i falsi positivi e soprattutto contro i falsi negativi e saper indicare chiaramente il tipo di guasto. Raggiungere tale obiettivo risulta molto sfidante soprattutto quando i sintomi dei difetti sono coperti da rumore o dalle condizioni ambientali o di utilizzo.

In generale, una procedura di diagnostica prevede quattro fasi: la prima fase è quella di acquisizione del segnale contenente le informazioni sui difetti, la seconda fase è quella di elaborazione del segnale ed estrazione delle informazioni utili sotto forma di indicatori o valori confrontabili con una soglia, la terza fase è quella di valutazione delle informazioni estratte nella fase precedente e infine, la quarta fase prevede l'assegnazione del livello o tipo di guasto. Già nella prima metà del secolo scorso i ricercatori avevano identificato le vibrazioni e il rumore a loro associato come grandezze da monitorare per diagnosticare l'insorgere di problemi nei motori ad induzione [42,43]. Ulteriori ricerche hanno evidenziato che anche altre grandezze misurabili sono influenzate dalla presenza dei difetti e quindi il loro monitoraggio può essere decisivo per la diagnostica delle difettosità. In [44-51], come input per le tecniche di monitoraggio, vengono anche proposti segnali di flusso magnetico, segnali di velocità angolare istantanea, misure di temperatura, andamenti della coppia, della tensione indotta, segnali di corrente o misure della potenza istantanea, test di scarica elettrica, analisi dei gas prodotti da guasti agli avvolgimenti, test di surge. In particolare, la diagnostica fatta utilizzando l'acquisizione dei segnali di corrente prende il nome di MCSA (Motor Current Signature Analysis) ed è ampiamente la più utilizzata in letteratura perché direttamente misurabile dai cablaggi di alimentazione del motore, quindi meno invasiva. In [52-62] gli autori ne illustrano le potenzialità nella diagnostica di difetti elettrici e meccanici e ne propongono alcuni esempi applicativi. I segnali acquisiti possono essere analizzati nel dominio del tempo, nel dominio delle frequenze oppure tempo-frequenza [63]. Quando un guasto accade i segnali misurati hanno distribuzioni e ampiezze diverse a seconda del tipo di guasto o delle parti coinvolte. Queste differenze sono difficili da isolare, soprattutto perché i segnali sono modulati e spesso dominati dalle frequenze elettriche di alimentazione. Un esempio di diagnostica nel dominio del tempo in [64], dove Kral et al. hanno proposto una tecnica per estrarre dal segnale temporale di potenza elettrica informazioni sullo sbilanciamento meccanico del motore e uno in [65] dove gli autori filtrano il segnale temporale di corrente per estrarne informazioni per il monitoraggio dei difetti. Dal segnale nel tempo è più utile estrarre delle statistiche come RMS, deviazione standard, skewness, kurtosis o altri momenti statistici di ordine superiore. Tali valori possono poi essere usati come input di algoritmi decisionali o di intelligenza artificiale. La diagnostica basata sull'analisi in frequenza dei segnali mira all'identificazione e all'isolamento delle frequenze caratteristiche dei difetti riportate nel paragrafo successivo. Anche questo tipo di analisi non è semplice a causa del rumore presente nei segnali e perché spesso, le componenti caratteristiche dei difetti hanno ampiezza molto ridotta, soprattutto in fase iniziale. Infine, l'analisi tempo-frequenza ha portato grandi miglioramenti nella diagnostica specialmente per segnali acquisiti in regimi transitori. Le tecniche più utilizzate sono basate sulle wavelet per la buona risoluzione sia temporale che in frequenza [66-83]. La terza e quarta fase del processo di diagnosi sono caratterizzate dall'impegno di algoritmi di valutazione, decisione e classificazione; i più citati sono gli algoritmi basati sull'intelligenza artificiale [84-97] ma buona affidabilità si ottiene anche con approcci basati sulla modellazione del motore e dei fenomeni fisici che lo caratterizzano o con approcci statistici.

Di seguito vengono riportati diversi articoli sulla diagnostica dei motori ad induzione oltre a quelli già citati nel presente capitolo, utili per avere una panoramica più ampia dei lavori fino ad ora prodotti dai ricercatori e per evidenziare l'originalità del metodo di diagnostica che verrà proposto nei capitoli successivi. S. Seker in [98] propone un'analisi di coerenza tra autospettri per rilevare problemi di eccentricità, in [99] le features estratte dai segnali sono i coefficienti della decomposizione in wavelet generati dall'utilizzo della WPD (Wavelet Packet Decomposition), utilizzate poi come input ad una rete neurale artificiale per la classificazione dei difetti, in [100] il confronto tra risultati sperimentali e analitici ottenuti dalla modellizzazione lineare permette di rilevare difettosità di tipo elettrico negli avvolgimenti di statore, in [101-103] vengono utilizzate coppia, correnti e fasi come features di input ad un classificatore Bayes Minimum Error, in [104,105] gli autori propongono l'impiego del metodo di monitoraggio Vienna (VMM) e utilizzano la coppia media come indice da valutare per stimare la presenza del difetto, in [106,107] delle proposte di rilevamento con approccio model-based, in [108] gli autori sperimentano l'utilizzo di diverse wavelet e ne usano i valori RMS calcolati in ogni singolo livello della decomposizione come input per una rete neurale, in [109] vengono calcolati un indicatore di modulazione, uno dell'oscillazione e degli indicatori globali per il rilevamento di difetti elettrici mentre in [110] tali difetti vengono diagnosticati utilizzando il segnale di vibrazione. In [111,112] l'utilizzo dell'Empirical Mode Decomposition [113] e dell'analisi dell'involuppo tramite trasformata di Hilbert [114] vengono usati insieme per una procedura in grado di diagnosticare difetti di barre di rotore, in [115,116] due esempi di diagnostica utilizzando un approccio basato su intelligenza artificiale. Cusidó et al. in [117] presentano una diagnostica utilizzando una decomposizione in wavelet e l'energia associata ad ogni livello come indicatore della presenza di guasto mentre in [118] gli autori, utilizzando sempre la decomposizione in wavelet, calcolano delle statistiche sui segnali decomposti e le usano come input ad una rete neurale per la diagnostica. In [119] sono suggeriti dodici indici per individuare problematiche di eccentricità, in [120] invece, uno schema di diagnosi con eliminazione ordinata delle armoniche per tenere solo quelle relative ai difetti e conseguente riduzione del rumore del segnale. In [121], l'analisi spettrale del segnale di vibrazione viene usata come input ad una rete neurale per diagnosticare difetti elettrici, in [122,123] viene introdotta una nuova metodologia diagnostica basata su un'analisi con la distribuzione di Wigner-Ville focalizzata ai difetti di eccentricità, in [124] gli autori propongono un approccio basato su Hidden Markov Model e venti feature estratte dallo spettro del segnale di corrente mentre in [125-127] la classificazione è fatta con l'uso della Support Vector Machine. In [128] un esempio di applicazione di tecnica di diagnostica basata su Park's Vector mentre in [129] un esempio di diagnostica utilizzando la potenza reattiva istantanea. M. Tsypkin in [130] propone un metodo di diagnostica basato sulla misura della componente pari due volte la frequenza di alimentazione, avendo questa origine elettromagnetica ed essendo influenzata dalla presenza di difetti. Infine, in [131] viene presentato un metodo diagnostico utilizzando un approccio ciclostazionario. Seguendo quanto appreso dalla ricerca sullo stato dell'arte della diagnostica delle anomalie nei motori ad induzione, nei paragrafi successivi sono riportati prima una breve descrizione delle tipologie di difettosità che si possono verificare, accompagnata dalle relative frequenze caratteristiche visibili negli spettri dei segnali di vibrazione e corrente e, successivamente, un paragrafo dedicato agli effetti nei segnali di vibrazione e rumore acustico e alla spiegazione fisica della presenza di queste componenti spettrali.

2.3 DIFETTI NEI MOTORI AD INDUZIONE E I LORO EFFETTI NEI SEGNALI DI CORRENTE E VIBRAZIONE

I difetti nei motori ad induzione possono essere classificati generalmente come elettrici o meccanici.

Tra i difetti elettrici ci sono:

- Difetti di statore: cortocircuito tra spira e spira, cortocircuito tra bobina e bobina, interruzione collegamento tra fase e fase o interruzione tra fase e terra
- Difetti di rotore: rotture delle barre di rotore, rotture anelli di corto o nel caso di rotori avvolti si possono trovare difetti negli avvolgimenti di rotore
- Difetti di alimentazione elettrica: sbilanciamento di tensione tra fasi, interruzione di alimentazione di una fase

Tra i difetti meccanici ci sono:

- Difetti ai cuscinetti: difetti sulla ralla esterna, interna, sugli elementi rotolanti, alla gabbia.
- Difetti del rotore: rotore sbilanciato staticamente o flesso, rotore eccentrico per montaggio.

La maggior causa di rotture analizzate sui motori ad induzione è dovuta per un 40% a guasti ai cuscinetti, per un altro 35% per guasti agli avvolgimenti di statore, circa il 10 % imputabili a difetti di rotore e il restante 15% circa ad altro. A. H. Bonnet e G. C. Soukup in [132,133] hanno presentato una estesa e dettagliata analisi delle cause di difettosità di rotore e di statore e i loro sintomi. Oltre a loro, molti ricercatori hanno pubblicato studi sulla natura delle anomalie nei motori elettrici, in particolare sui fenomeni fisici a loro associati e la relazione con i problemi di rumorosità. Ad esempio, Zhu et. al in [134] hanno studiato l'effetto combinato sul rumore e le vibrazioni dell'eccentricità e della saturazione magnetica, in [135] vengono analizzati i difetti in un motore trifase utilizzato in piattaforme offshore per gli ausiliari, in [136-139] gli autori propongono una raccolta di informazioni sui diversi tipi difetti mentre, in [140-147] le ricerche sono mirate ai difetti di eccentricità e ai loro effetti nei segnali di vibrazione e corrente. In [148-150] oltre ad una dettagliata spiegazione dei guasti di statore e di rotore, vengono illustrate diverse metodologie per la modellazione dinamica del motore in condizioni difettose. In [151,152] l'autore propone una modellazione e una analisi per lo studio degli effetti in presenza di barre di rotore rotte, in [153] viene proposta una formula per descrivere la distribuzione delle correnti sempre nel caso di barre rotte mentre P.J. Rodriguez et al. in [154] propongono un modello agli elementi finiti per predire le vibrazioni indotte dalla presenza di difetti di tipo elettrico.

In generale, ad ogni difetto sono associate una o più frequenze caratteristiche, visibili nello spettro in frequenza del segnale di corrente, di flusso, di vibrazione o di rumore. Scendendo nel dettaglio, in presenza di difetti o rotture nelle barre di rotore, nello spettro del segnale di corrente saranno presenti bande laterali alla frequenza di alimentazione con frequenze calcolabili dall'equazione (1) in accordo con [59]:

$$f_{brb} = (1 \pm 2ns)f_s, \quad n=1, 2, 3, 4, \dots \quad (1)$$

Altre componenti spettrali presenti nel segnale di corrente e relative a questa tipologia di difetto sono descritte dall'equazione (2) tratta sempre da [59]:

$$f_{brb} = [k(1 - s) \pm s]f_s, \quad k=1, 3, 5, 7, \dots \quad (2)$$

Se una o più barre di rotore sono rotte, la corrente non circolerà e quindi la distribuzione delle correnti sarà non uniforme. Questo tipo di difetto eccita altri disturbi del campo elettromagnetico, crea sbilanciamenti nelle forze magnetiche, intensifica modulazioni di coppia e vibrazioni. Nello spettro del segnale di vibrazione aumenteranno l'ampiezza della componente alla frequenza di rotazione e delle sue bande laterali e si avranno componenti alle frequenze descritte dalle equazioni (3) e (4) riportate in [39]:

$$f_{brb} = f_r \pm f_p \quad (3)$$

$$f_p = (f_s - f_r)p \quad (4)$$

In aggiunta, nel segnale di vibrazione, attorno alla 1X si generano bandeggi a frequenze più elevate pari a $2f_r, 4f_r, \dots$.

Difetti o guasti all'avvolgimento di statore o al pacco statorico accadono quando l'isolamento del filo di rame si danneggia e si creano cortocircuiti per sovratemperature, scariche elettriche, contaminazioni da componenti o agenti esterni. Nel segnale di corrente si troveranno armoniche alle frequenze calcolabili dall'equazione (5) riportata in [39]:

$$f_{stat} = \left\{ k_d \pm \frac{n(1-s)}{p} \right\} f_s, \quad n=1, 2, 3, 4, \dots \quad k_d=1, 5, 7, \dots \quad (5)$$

Questo tipo di difetto inoltre produce asimmetria nell'impedenze del motore generando sbilanciamenti nelle correnti di fase. Questo fenomeno induce tensioni negative sul rotore che, essendo cortocircuitato, avrà flussi anormali e dannosi di correnti che lo attraversano. Nel segnale di vibrazione crescono le ampiezze delle armoniche alle frequenze pari a $pf_r, 2pf_r, 4pf_r, \dots$

I guasti o difetti ai cuscinetti sono ben noti in letteratura [155] e possono interessare la ralla esterna, la ralla interna, gli elementi rotolanti, la gabbia. Questi difetti sono visibili nel segnale di vibrazione alle loro frequenze caratteristiche, proporzionali al numero di giri e alla geometria del cuscinetto. Seguendo quanto riportato in [39], la frequenza caratteristica dei difetti alla ralla interna è calcolabile con l'equazione (6) :

$$f_{inner} = \frac{zf_r}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (6)$$

Per difetti alla ralla esterna si utilizza l'equazione (7):

$$f_{outer} = \frac{zf_r}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (7)$$

Per difetti degli elementi rotolanti si usa l'equazione (8):

$$f_{ball} = \frac{zf_r}{d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha \right) \quad (8)$$

Per difetti alla gabbia invece si utilizza l'equazione (9):

$$f_{train} = \frac{f_r^2}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (9)$$

Poiché il rotore è supportato dai cuscinetti, in presenza di difetti di questi ultimi si generano spostamenti meccanici che fanno variare l'air-gap e quindi nel segnale di corrente si generano armoniche alle frequenze calcolabili dall'equazione (10):

$$f_{bf} = |f_s \pm kf_v| \quad (10)$$

dove f_v è una delle frequenze caratteristiche dei cuscinetti sopra descritte.

L'eccentricità si verifica quando l'air-gap tra statore e rotore non è costante lungo la circonferenza. In particolare, se il punto di minimo air gap rimane fisso al ruotare del rotore si parla di eccentricità statica, se invece ruota con la rotazione del motore allora l'eccentricità è dinamica. La compresenza di entrambe le tipologie genera l'eccentricità mista. L'eccentricità viene causata dal funzionamento a velocità critiche del rotore, posizionamento errato del rotore o scarsa qualità produttiva, risonanze strutturali, ovalizzazione dell'interno della sezione di statore, usura dei cuscinetti. La presenza di eccentricità genera uno sbilanciamento nel flusso che si riflette in una spinta magnetica sbilanciata. Gli effetti di tale condizione generano nel segnale di corrente armoniche alle frequenze caratteristiche ottenibili dalle equazioni (11) e (12) riportate in [60]:

$$f_{ecc} = \left[(nR_{rot} \pm n_d) \frac{(1-s)}{p} \pm v \right] f_s, \quad n=1, 2, 3, 4, \dots \quad v=1, 3, 5, \dots \quad (11)$$

e dove $n_d=0$ nel caso di eccentricità statica, 1, 2, 3, ... nel caso di eccentricità dinamica,

$$f_{ecc} = f_s \left(k_d \pm \frac{n(1-s)}{p} \right), \quad n=1, 2, 3, 4, \dots \quad k_d=1, 5, 7, \dots \quad (12)$$

e nel caso di eccentricità mista, inoltre, si trovano componenti alle basse frequenze come indicato dall'equazione (13) tratta da [39]:

$$f_{ecc} = |f_s \pm nf_r|, \quad n=1, 2, 3, 4, \dots \quad (13)$$

Nel segnale di vibrazione si trovano ad alte frequenze componenti spettrali definite dalla equazione (14) presente in [171]:

$$f_{ecc} = \left[(nR_{rot} \pm n_d) \frac{(1-s)}{p} \pm v \pm 2n_{sat} \right] f_s, \quad n=1, 2, 3, 4, \dots \quad v=1, 3, 5, \dots \quad (14)$$

e dove $n_d=0$ nel caso di eccentricità statica, $n_d=1, 2, 3, \dots$ nel caso di eccentricità dinamica, $n_{sat}=0, 1, 2, \dots$,

e alle basse frequenze, componenti calcolabili con l'equazione (15), tratta sempre da [171]:

$$f_{ecc} = 2f_s \pm f_r \quad (15)$$

2.4 VIBRAZIONI E RUMORE ACUSTICO NEI MOTORI AD INDUZIONE

Le vibrazioni delle parti in movimento del motore vengono prodotte dalle forze periodiche e ortogonali all'air-gap, forze proporzionali al quadrato della densità di flusso e la cui somma delle componenti tangenziali genera la coppia motrice totale. In condizioni normali il livello

di vibrazioni generate è ridotto e le forze radiali tendono a compensarsi. In presenza di asimmetrie o difetti invece, sono presenti ulteriori forze che possono essere di natura meccanica, prodotte da irregolarità strutturali, attriti, usura dei cuscinetti, o di natura elettromagnetica, prodotte da difettosità elettriche oppure, la compresenza di entrambe le tipologie. In questo caso la parte radiale delle forze generate dal flusso sarà sbilanciata e la risultante più elevata della sola forza dovuta alla massa del rotore [156]. La determinazione del rumore e delle vibrazioni generate dal funzionamento di un motore elettrico quindi parte da una profonda analisi delle forze che si aggiungono in caso di difetti, dallo studio della distribuzione del flusso e dall'identificazione delle cause che generano lo sbilanciamento del campo magnetico. S. J. Yang in [157] propose un'analisi delle forze alterne di natura elettromagnetica in presenza di eccentricità statica e dinamica, dimostrando come queste asimmetrie introducano delle variazioni del flusso e ricavandone un'espressione analitica che tiene conto sia delle forze radiali prodotte dal flusso principale sia di quelle introdotte dal difetto. Queste ultime hanno frequenze proporzionali a $2sf_s$, sono visibili nei segnali di vibrazione e rumore e sono predominanti nello spettro dei segnali. In [158] gli autori propongono invece un approccio analitico per il calcolo della densità di flusso incorporando anche la presenza delle aperture di statore e della saturazione, validando i risultati ottenuti con delle prove sperimentali e concludendo che la maggior parte del rumore prodotto è dovuto alla presenza proprio delle componenti relative alle aperture e alle loro bande laterali. A conferma dei risultati trovati precedentemente, Haiyang Fang et al. in [159] presentano uno studio teorico supportato da simulazioni agli elementi finiti per analizzare il contributo vibro-acustico delle armoniche relative alle aperture di statore concludendo a loro volta che la modulazione di tali frequenze causate da asimmetrie è la maggior fonte di vibrazioni. In [160,161] D. G. Dorrell dimostra che, essendoci una corrente indotta dal campo magnetico di statore circolante nelle barre di rotore, se quest'ultime sono inclinate allora anche lungo la direzione assiale, in presenza di asimmetrie, si ottiene un campo magnetico sbilanciato. Altra conclusione a cui arriva l'autore è che in presenza di eccentricità, l'inclinazione delle barre aumenta la disuniformità della spinta magnetica. A conclusioni simili sono arrivati gli autori in [162-164] unitamente alle analisi sulle perdite indotte dalla presenza dell'inclinazione, in particolare perdite nel ferro e per effetto Joule. M. Cheraghi et al. nella loro ricerca [165] sul rumore acustico emesso prodotto da sorgenti magnetiche includono nelle cause anche la presenza di frequenze naturali del motore e le combinazioni tra numero cave di rotore e numero cave di statore. In conclusione, propongono quindici regole da seguire durante la progettazione per evitare le combinazioni più rumorose. Stessa tematica è stata seguita da Jean Le Besnerais et al. in [166] i quali, in conclusione, propongono una loro formula analitica per la scelta del numero di cave di rotore e aperture di statore e presentano un database di scelte progettuali. Sempre lo stesso gruppo di ricercatori in [167] propone una caratterizzazione analitica del rumore causato dalla saturazione magnetica mentre in [168] gli autori mostrano come gli effetti dell'eccentricità producano perturbazioni nella spinta magnetica differenziando i risultati sia nel caso di eccentricità piccola che per eccentricità più spinte. In [169] viene invece concluso che la perturbazione del campo magnetico è significativa solo se l'asimmetria nell'air-gap supera il 30%. Infine, W. R. Finley et al. hanno scritto un'interessante e descrittiva revisione delle possibili sorgenti di vibrazione e rumore [170], Xueping Xu et al. ne propongono un'altra in [171] ampliando il lavoro anche con una revisione dei metodi analitici e numerici per il calcolo delle forze elettromagnetiche. In generale nei motori ad induzione diverse cause possono generare vibrazioni e rumore a frequenze uguali o molto simili e serve entrare nel dettaglio dei meccanismi che generano tali effetti per trovare la causa radice del problema. Analizzando il principio di funzionamento di un motore ad induzione si osserva che, essendo l'alimentazione del motore

di tipo sinusoidale ed essendoci un'attrazione elettromagnetica tra statore e rotore che risulta massima quando la corrente di magnetizzazione è in valore assoluto massima, ci saranno due picchi di forza ogni ciclo. Questo porta ad una vibrazione con frequenza pari al doppio della frequenza di alimentazione. Questa oscillazione a bassa frequenza non risulta particolarmente fastidiosa per l'udito ma in presenza di asimmetrie può generare rumore modulato, soprattutto nei motori a due poli per la sua vicinanza con la componente a due volte la velocità di rotazione. Queste due oscillazioni molto vicine in frequenza si sommano quando si trovano in fase e si sottraggono quando in controfase generando quello che si chiama "beat" (battimento). Questo fenomeno è stato analizzato in diversi studi, tra cui quelli presentati in [172,173] dai quali si conclude che la presenza di eccentricità dinamica e di asimmetrie magnetiche generano questo tipo di vibrazione modulata. Il rumore generato può diventare particolarmente udibile se amplificato dalla presenza di risonanze strutturali del motore. In [174] gli autori mostrano invece come il fenomeno del beat possa interessare non solo l'armonica a due volte la frequenza di alimentazione ma anche armoniche multiple del numero di cave di statore e di rotore. Contributo importante all'ampiezza della componente pari a due volte la frequenza di alimentazione è dato dalle forze elettromeccaniche che tendono a far deformare lo statore. In particolare, nel caso di motore a due poli la deformata sarà ellittica e avrà ampiezza maggiore rispetto ad un motore a quattro poli, ad esempio, dove i nodi della deformata sono distribuiti ogni 45° meccanici, rendendo la struttura più resistente alla deformazione. Altro contributo significativo è dato dall'asimmetria dell'air-gap; infatti, la forza sarà maggiore in direzione di minimo air-gap quindi nel caso di deformata ellittica avrà due massimi ogni ciclo. Un effetto diretto della componente pari a due volte la frequenza di alimentazione è visibile nella coppia generata dal motore; infatti, in aggiunta alle vibrazioni generate dalla fluttuazione dell'air-gap date dal movimento relativo tra statore e rotore, esiste una pulsazione alla frequenza di $2f_s$ che è intrinseca nei motori monofase, il cogging. Tale pulsazione è generata dall'iterazione tra due campi magnetici simultaneamente presenti durante il funzionamento e dalle loro iterazioni. In [175-178] vengono presentate delle metodologie utilizzate per misurare queste oscillazioni e una analisi lineare che permette di modellare la pulsazione partendo dai parametri di progetto del motore. Oltre alla componente appena descritta, in presenza di anomalie diventa dominante anche l'armonica alla frequenza di alimentazione. La vibrazione con questa periodicità può essere considerata come risposta della struttura alla presenza di un campo magnetico sbilanciato. Infatti, in condizioni di eccentricità, il punto di minimo air-gap si sposta da parte a parte del motore alla velocità del flusso creando appunto un'oscillazione alla frequenza di alimentazione. Questa tipologia di vibrazione è stata ben descritta da R. C. Robinson in [179]. La componente alla frequenza di rotazione è generata dall'eccentricità del rotore. Se il rotore è eccentrico esiste un punto di minimo air-gap che si sposta lungo la circonferenza alla velocità di rotazione generando un'oscillazione a questa frequenza. Tale componente può essere anche generata dalla presenza di sbilanciamento meccanico del rotore o dalla presenza di asimmetrie magnetiche come, ad esempio, barre di rotore danneggiate. Nei motori ad induzione con rotore a gabbia di scoiattolo, in presenza di asimmetrie diventa importante la vibrazione alle frequenze di passaggio delle barre di rotore. Queste componenti sono ad alta frequenza e la loro ampiezza proporzionale al carico del motore. La corrente elettrica scorrendo nelle barre crea un campo magnetico attorno ad ogni barra che genera un'attrazione al passaggio sul polo dello statore e quindi un'oscillazione a queste frequenze. Queste componenti sono spesso le dominanti nello spettro del rumore emesso dai motori ad induzione e nel caso di eccentricità spinte vengono bandeggiate da bande laterali a $\pm 2f_s$, $\pm 4f_s$, $\pm 6f_s$, $\pm 8f_s$. Infine, vibrazioni generate da difettosità nelle parti meccaniche in rotazione, come

ad esempio i cuscinetti, sono caratterizzate da frequenze caratteristiche facilmente calcolabili come indicato nel paragrafo precedente e comuni a tutte le macchine rotanti

3

CLASSIFICAZIONE DEI VENTILATORI GPE HIGH EFFICIENCY: MISURE CON SETUP DI CONTROLLO QUALITÀ

3.1 INTRODUZIONE

L'analisi per la classificazione dei ventilatori GPE parte da un confronto tra sei ventilatori di riferimento classificati dal cliente con sei ventilatori di confronto classificati da SIT. La classificazione in SIT viene fatta da un operatore del controllo qualità che, posizionando il ventilatore nella configurazione "CQ" mostrata in Figura 3 e in Figura 4, ascolta il rumore generato e lo classifica come conforme o come rumoroso. Questo operatore è stato scelto come riferimento in quanto la sua classificazione "ad orecchio" coincide sempre perfettamente con la classificazione del cliente e pertanto il suo giudizio verrà considerato come input nelle analisi che seguiranno.

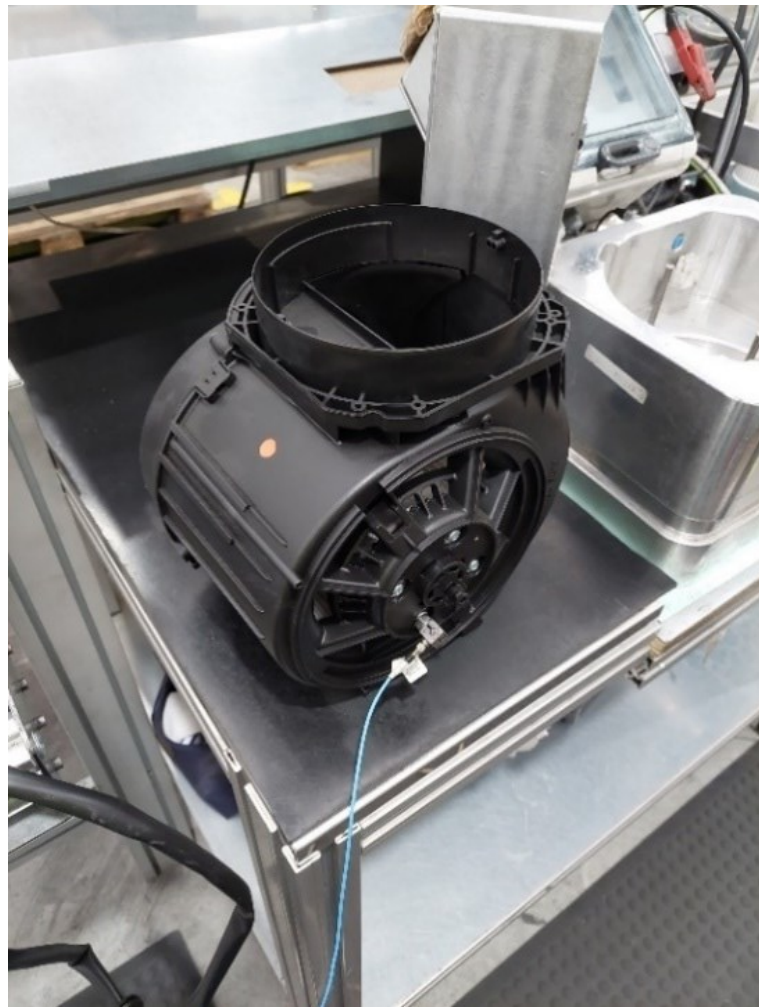


Figura 3: setup di misura in configurazione "CQ", vista dall'alto

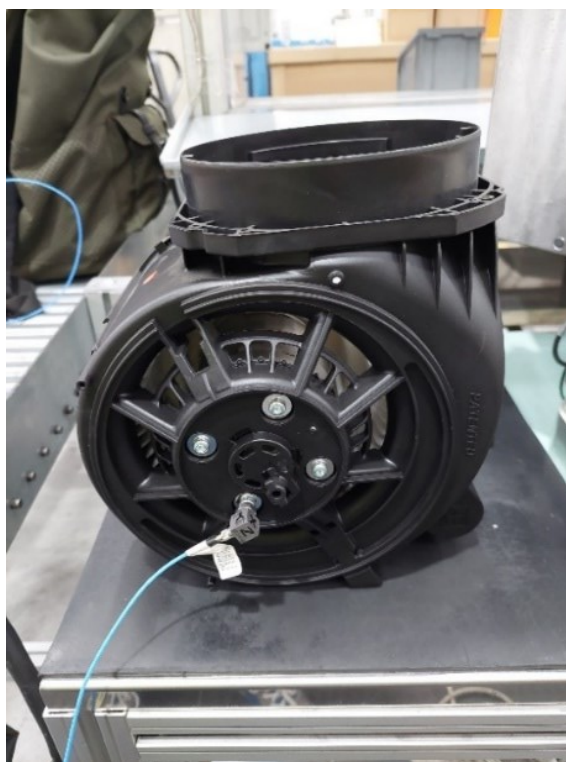


Figura 4: setup di misura in configurazione “CQ”, vista laterale

L’obiettivo di questa analisi è quello di trovare degli indicatori oggettivi che siano in grado di distinguere le due classi, “conforme” e “non conforme”, partendo dal segnale accelerometrico acquisito in posizione prossima al motore. Il sistema di misura è composto da un PC portatile, una scheda a 4 ingressi BNC della National Instruments (modello NI-9234), chassis NI CompactDAQ (modello cDAQ-9171) e un accelerometro triassiale PCB (modello 356B21). Le misurazioni sono state fatte utilizzando un software sviluppato in ambiente LabVIEW ad una frequenza di campionamento $f_c=25600$ Hz. L’asse di misura X identifica la direzione radiale, l’asse di misura Y quella tangenziale e l’asse di misura Z identifica la direzione assiale. L’accelerometro è montato su basetta magnetica per velocizzare le prove e il tempo di acquisizione è pari a 60 secondi per ogni velocità del motore al fine di identificare quella più idonea per l’analisi. La scelta di utilizzare segnali di vibrazione per l’analisi è giustificata dal fatto che la procedura finale dovrà essere efficace utilizzando un accelerometro installato a bordo linea di collaudo, postazione di lavoro inserita in un ambiente rumoroso e soggetto a molti disturbi esterni.

In questo capitolo viene prima mostrata l’analisi in frequenza dei segnali misurati alla seconda velocità. L’obiettivo è stabilire se sia possibile identificare le componenti spettrali caratteristiche dei difetti, come descritto nel paragrafo 2.3, non potendole calcolare a priori poiché non si conosce la frequenza di rotazione istantanea e tra ventilatori si possono avere differenze nella velocità di rotazione anche a parità di controllo selezionato. Successivamente, vengono mostrati i risultati ottenuti dal calcolo di diversi indicatori conosciuti in letteratura e ampiamente già utilizzati nella diagnostica vibrazionale ed infine, i risultati ottenuti calcolando le divergenze, le entropie e la cross-entropia dalle distribuzioni di probabilità calcolate a partire dai segnali accelerometrici. Nella diagnostica dei difetti nei motori ad induzione, questo secondo metodo di procedere non è mai stato proposto e rappresenta elemento di originalità nel lavoro svolto.

3.2 ANALISI IN FREQUENZA

Il confronto viene proposto tra i sei ventilatori di confronto classificati da SIT S.p.A., tra i quali due campioni sono non rumorosi e quattro rumorosi. In Figura 5 e in Figura 6 sono riportati gli spettri calcolati a partire dai segnali misurati alla seconda velocità, rispettivamente in direzione radiale e assiale. Quelli dei ventilatori conformi alla specifica cliente sono rappresentati in blu e arancione e contrassegnati con l'etichetta "ok", quelli dei ventilatori rumorosi in giallo, viola, verde e azzurro e contrassegnati con l'etichetta "ko". Il contenuto armonico significativo è limitato ai 1400 Hz circa. In Figura 7 e in Figura 8 sono mostrati gli spettri nel range tra 15 e 20 Hz; questo confronto permette di osservare che dalle ampiezze delle componenti alla frequenza di rotazione non si otterrebbe una classificazione corretta. Al contrario, dalle Figure 9 e 10, si nota che l'ampiezza dell'armonica pari alla frequenza di alimentazione (50 Hz) rispetta la classificazione ed è maggiore nei ventilatori rumorosi. Dalle Figure 11 e 12 si conclude che la classificazione fatta valutando la componente pari al doppio della frequenza di alimentazione (100 Hz) risulta non essere efficace. Da Figura 13 a Figura 16 sono riportati gli spettri nelle due direzioni nel range tra i 300 ed i 1000 Hz. Risulta facile osservare che, in questo range di frequenze, per i ventilatori rumorosi sono ben evidenti e dominanti le componenti alle frequenze di passaggio delle barre di rotore e le loro bande laterali come descritto dall'equazione (14). Si nota anche che utilizzare le ampiezze di queste componenti per classificare non è possibile in quanto non calcolabili a priori senza conoscere la velocità di rotazione istantanea e distribuite in modo molto diverso tra un ventilatore e l'altro sia in termini di ampiezza sia come frequenze. Dalla Figura 17, infine, si vede che provando a separare i ventilatori classificati dal cliente utilizzando come indicatore l'ampiezza della componente a 50Hz, risultata essere efficace precedentemente, non si ottengono risultati positivi. Come ci si aspettava, l'analisi in frequenza è stata molto utile a identificare la tipologia di difetto ma non è utilizzabile in questo caso per costruire degli indicatori utili alla classificazione dei ventilatori .

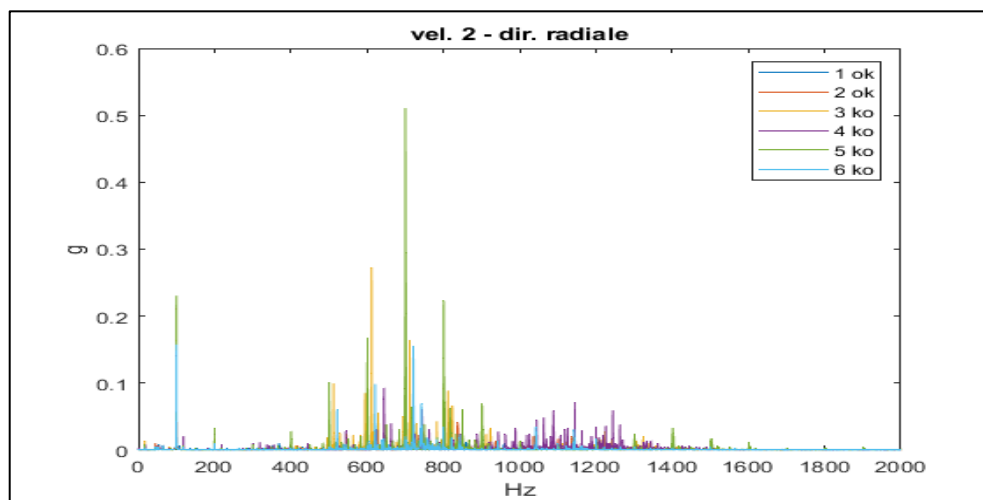


Figura 5: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel.

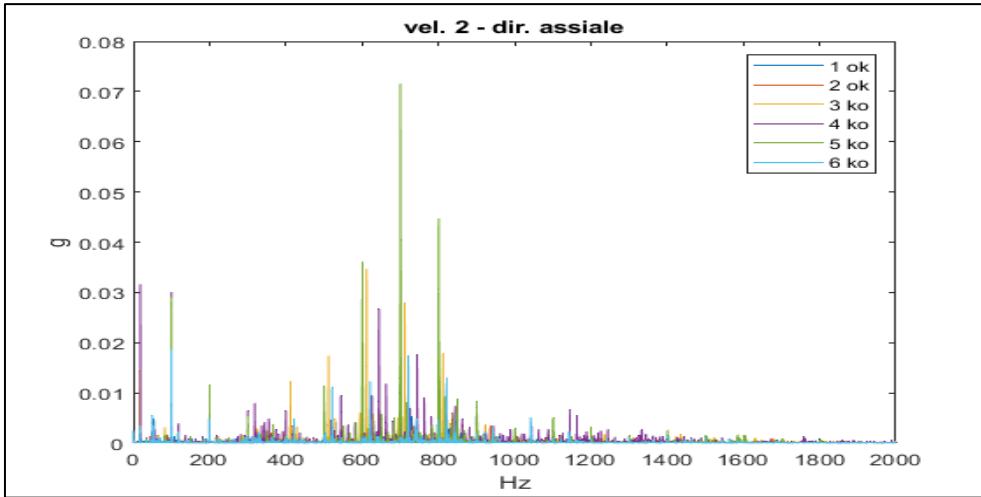


Figura 6: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel.

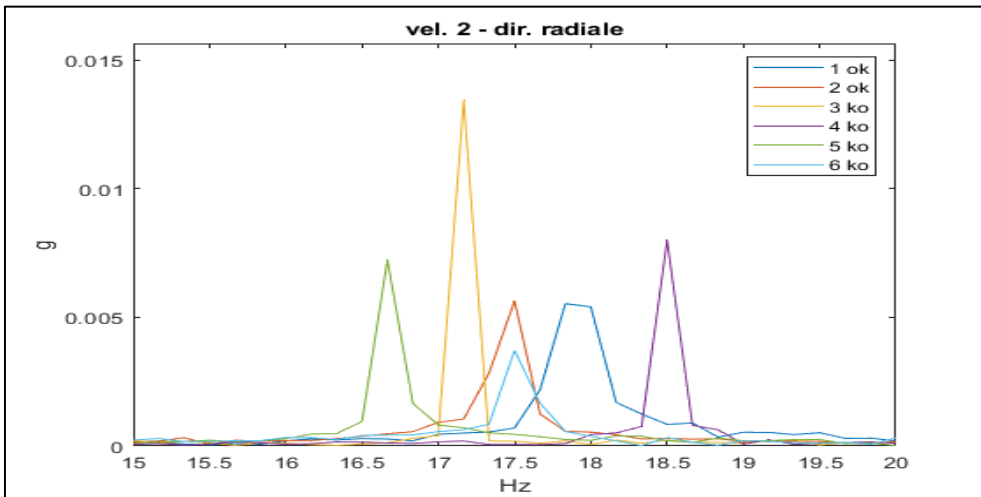


Figura 7: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 15 e 20 Hz

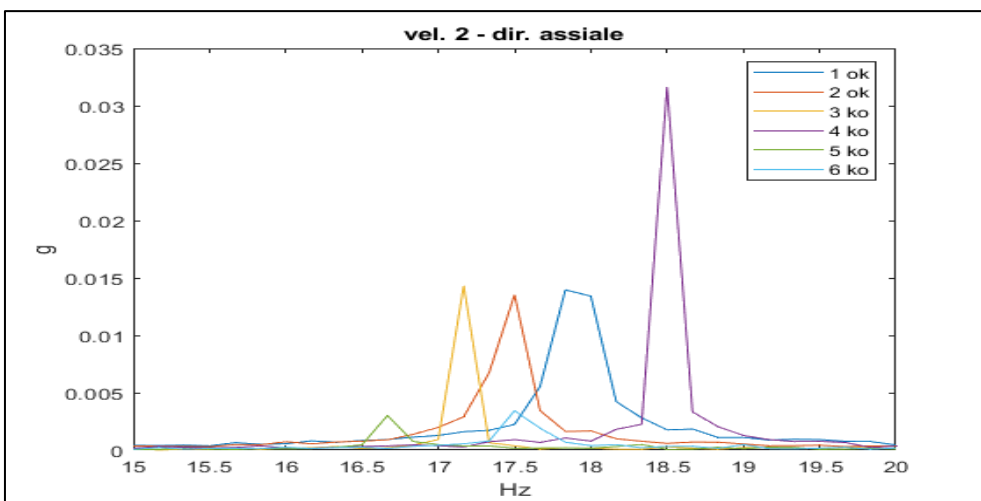


Figura 8: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 15 e 20 Hz

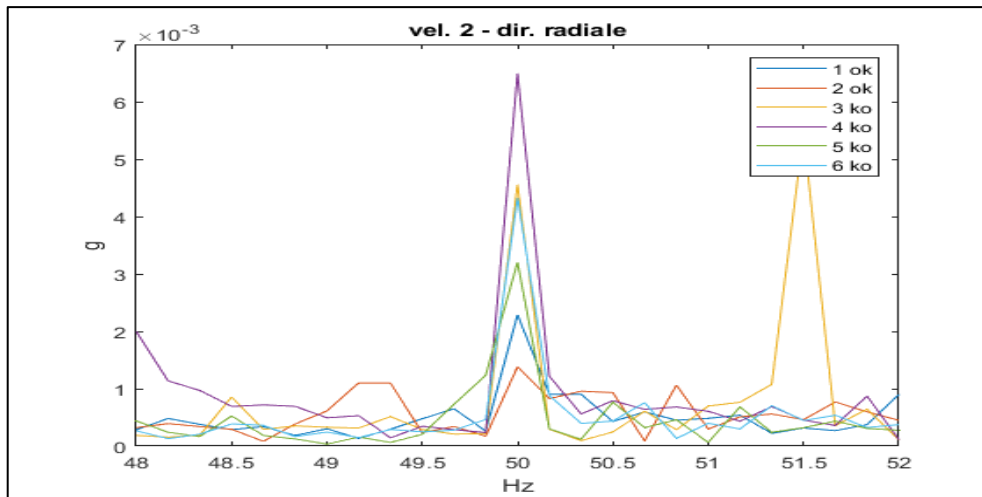


Figura 9: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 48 e 52 Hz

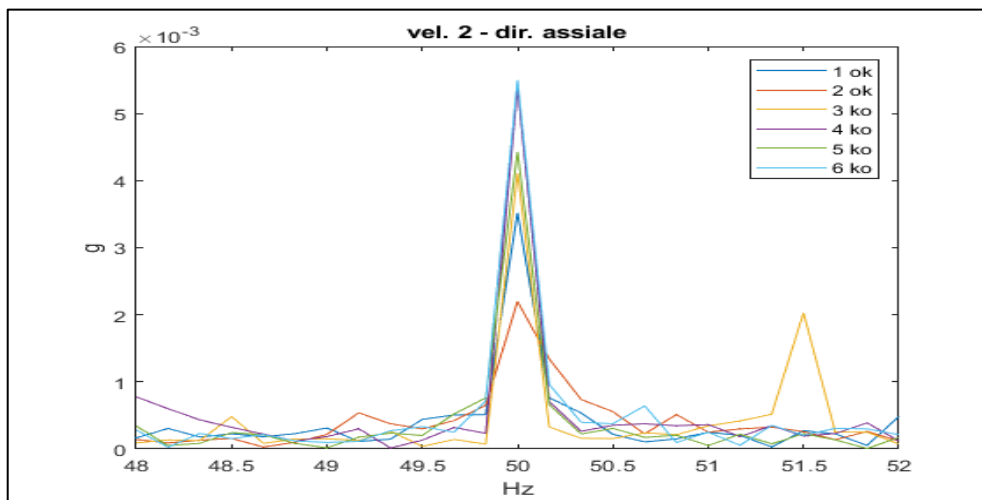


Figura 10: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 48 e 52 Hz

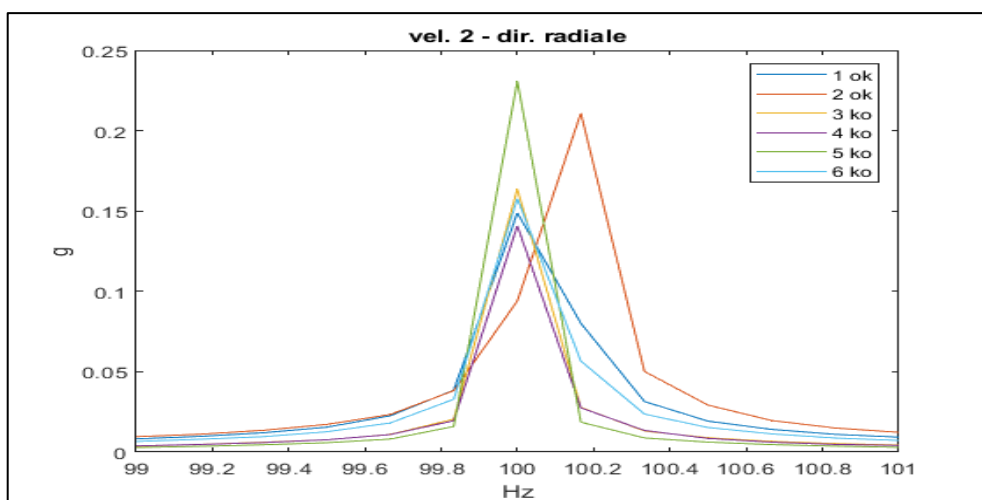


Figura 11: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 99 e 101 Hz

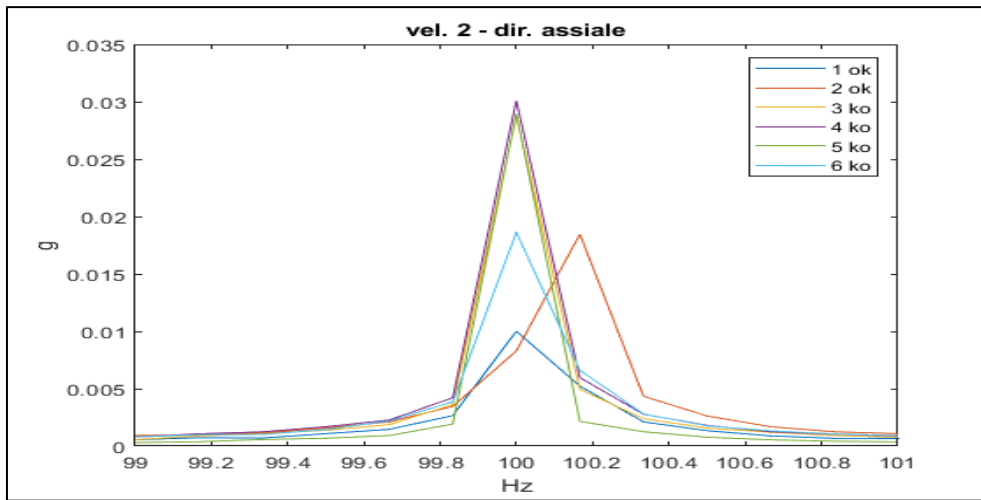


Figura 12: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 99 e 101 Hz

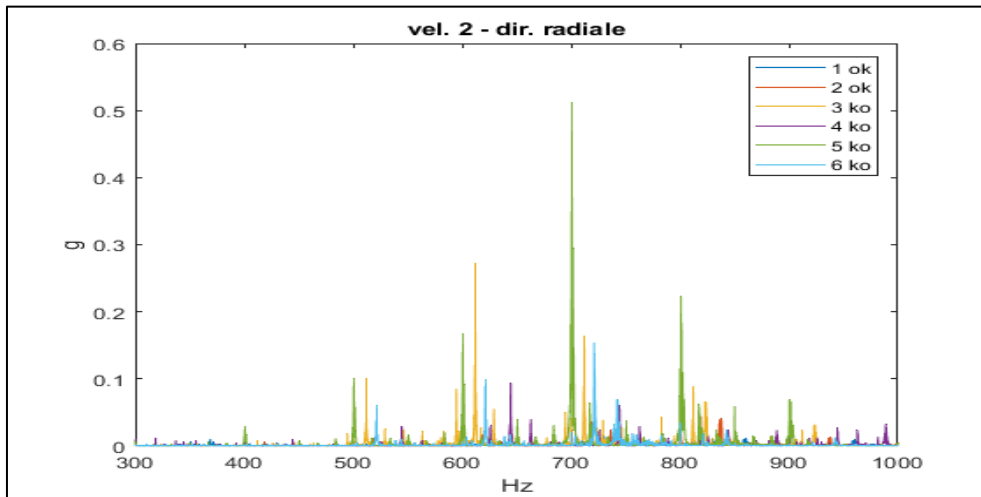


Figura 13: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz

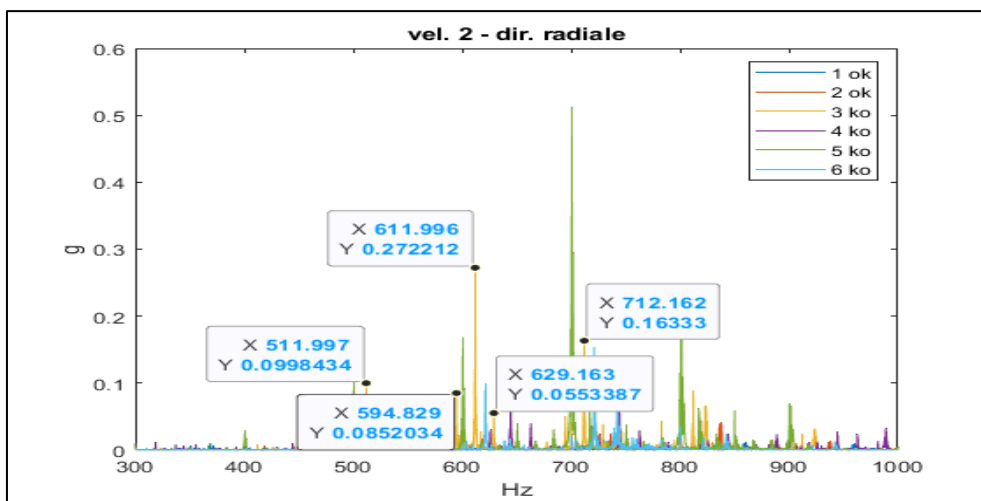


Figura 14: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz con etichette dati

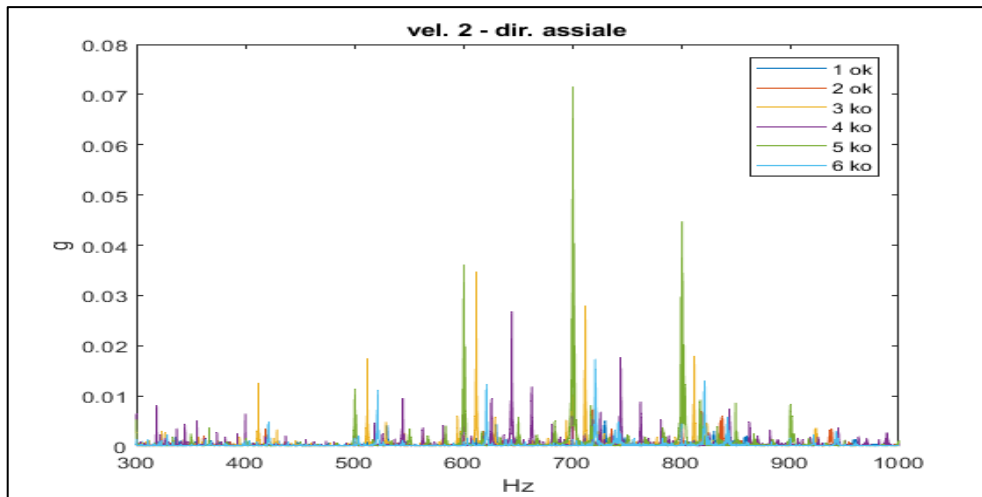


Figura 15: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz

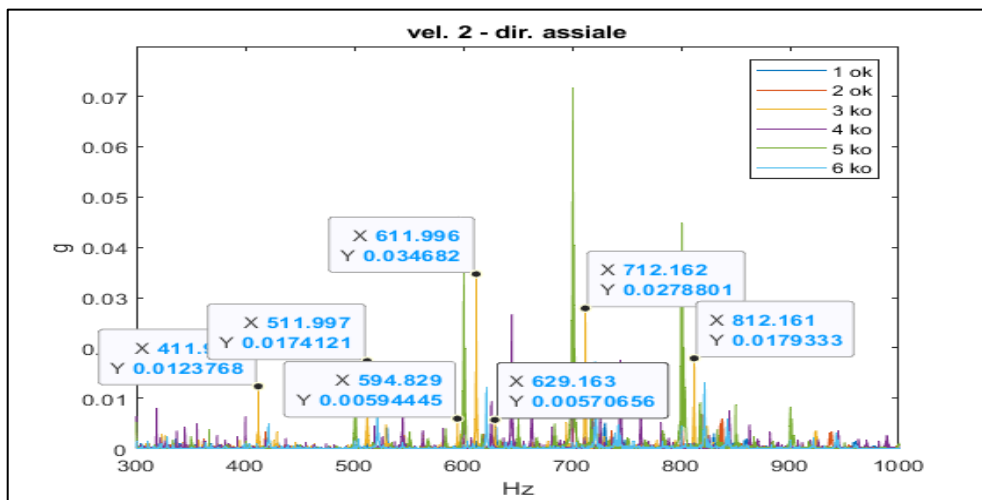


Figura 16: confronto spettri in dir. assiale alla 2° vel. - zoom tra 300 e 1000 Hz con etichette dati

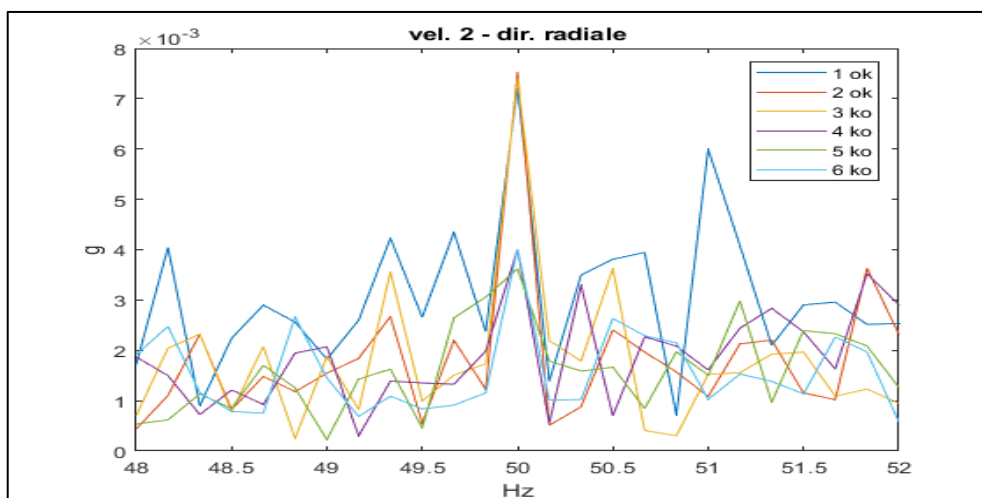


Figura 17: confronto spettri in dir. radiale alla 2° vel. - zoom tra 48 e 52 Hz

3.3 CLASSIFICAZIONE CON INDICATORI CALCOLATI DAI SEGNALI NEL TEMPO

Basandosi sui lavori presentati in [180-186], diversi indici, calcolabili con le espressioni dalla (16) alla (27), possono essere calcolati dai segnali nel tempo e dalle loro componenti in frequenza:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (16)$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (17)$$

$$Skewness = \frac{E(x_i - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (18)$$

$$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(RMS)^4} \quad (19)$$

$$CF = \frac{x_{i \text{ picco}}}{RMS} \quad (20)$$

$$IF = \frac{\max|x_i|}{|x_i|} \quad (21)$$

$$SF = \frac{RMS}{|x_i|} \quad (22)$$

$$MF = \frac{\max|x_i|}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|}\right)^2} \quad (23)$$

$$Vpp = \max(x_i) - \min(x_i) \quad (24)$$

$$EOP = \frac{N \sum_{i=1}^N (re_i - \bar{re})^4}{\left(\sum_{i=1}^N (re_i - \bar{re})^2\right)^2} \quad (25)$$

dove

$$re_i = x_i^2 - x_{i-1}x_{i+1} \quad (26)$$

$$FM0 = \frac{Vpp}{\sum_{N=0}^H P_N} \quad (27)$$

dove H è il numero di componenti spettrali.

Oltre a questi indici, per l'analisi dei ventilatori si prende in considerazione il valore massimo del Cyclic Modulation Spectrum [187] tra 8 e 25 Hz delle frequenze cicliche, considerando intervalli di larghezza 4 Hz centrati sui valori di velocità teorici (600 rpm, 950 rpm, 1150 rpm e 1400 rpm) e, i valori di Loudness, Sharpness, Roughness calcolati con la libreria di MATLAB 2022. A seguire vengono riportati i grafici degli indicatori sopra citati che sono risultati essere interessanti per la classificazione e cioè che permettono una separazione lineare delle due classi presenti mentre, in Appendice A vengono riportati i grafici degli indicatori che sono risultati non significativi. Nei grafici che seguono nella

colonna di sinistra sono sempre riportati i risultati relativi ai ventilatori classificati dal cliente e nella colonna di destra quelli relativi ai ventilatori classificati da SIT. I risultati dei ventilatori conformi hanno colore verde e quelli non conformi colore rosso. L'ordine delle righe rispetta l'ordine delle velocità di rotazione a cui è stato fatto funzionare il ventilatore durante le acquisizioni. In ogni grafico sono riportati anche gli intervalli di confidenza ottenuti dai valori dei ventilatori conformi e con ampiezza pari a quattro volte la deviazione standard. La scelta di questo intervallo di confidenza, mantenuta anche nei prossimi capitoli, è stata fatta per limitare la possibilità di un'eventuale errata classificazione per incertezza dell'operatore e quindi rappresenta un criterio più conservativo. Anche se in contrasto con l'ipotesi iniziale di corretta classificazione da parte dell'operatore, l'utilizzo di una regola più stringente garantisce una classificazione più robusta specialmente se applicata alla produzione di massa e non limitata a pochi campioni.

L'RMS e la deviazione standard risultano essere buoni indicatori solo in direzione radiale e assiale alle prime tre velocità (da Figura 18 a Figura 21). La seconda velocità e terza velocità inoltre permettono di classificare con una buona confidenza. La kurtosis (Figura 22) è efficace alla seconda e terza velocità in direzione tangenziale. In seconda velocità e direzione tangenziale sono efficaci anche Crest Factor (Figura 23), Impulse Factor (Figura 24) e Shape Factor (Figura 25). Il Margin Factor è un buon indicatore solo alla seconda velocità in direzione assiale (Figura 26) mentre il Vpp funziona bene alle prime due velocità in direzione radiale e, in seconda e terza velocità in direzione assiale (Figure 27 e 28). EOP ed FM0 sono buoni indicatori rispettivamente in seconda velocità e direzione tangenziale il primo (Figura 29), prima e seconda velocità direzione assiale il secondo (Figura 30). L'indicatore ciclostazionario dimostra una elevata efficienza di classificazione in direzione assiale alle prime tre velocità di funzionamento (Figura 31), la psico-acustica è efficace sia con il Loudness (Figure 32 e 33), in seconda velocità direzioni tangenziale e radiale, sia con lo Sharpness in seconda velocità in direzioni radiale e assiale (Figure 34 e 35).

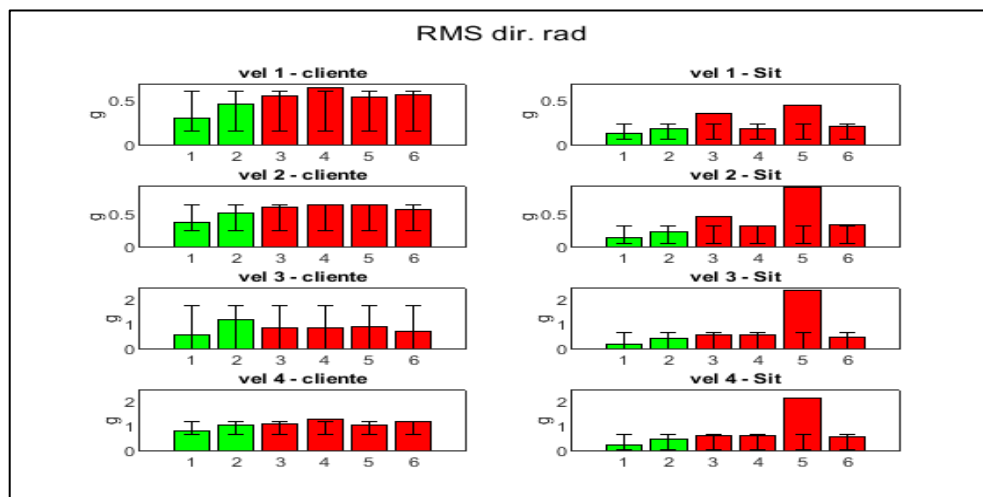


Figura 18: confronto RMS direzione radiale

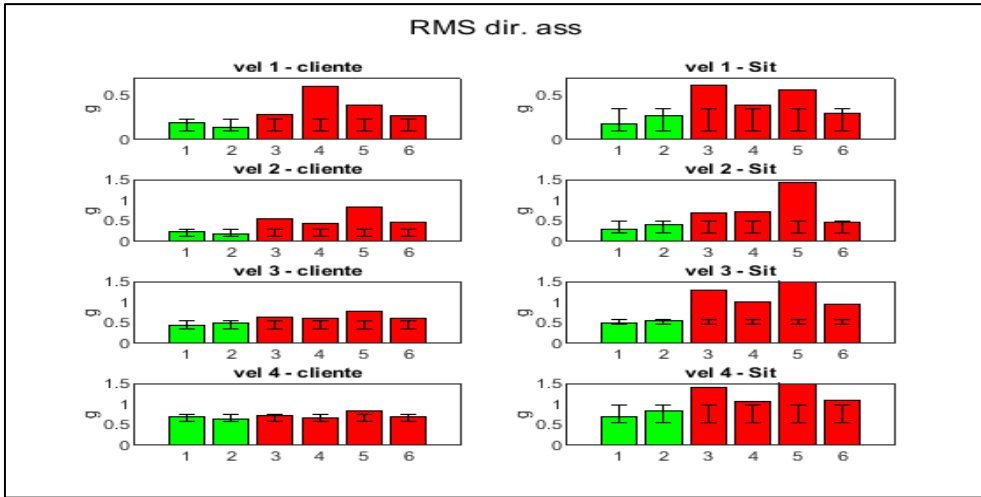


Figura 19: confronto RMS direzione assiale

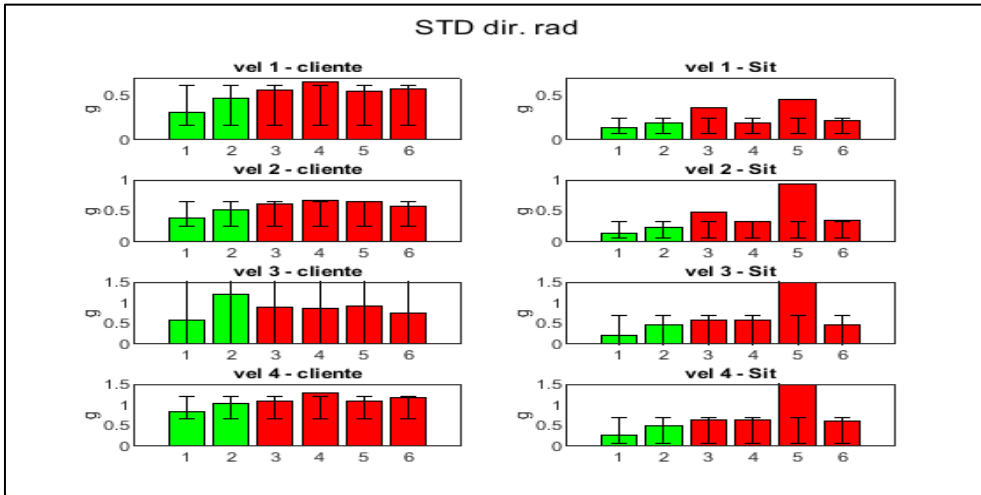


Figura 20: confronto STD direzione radiale

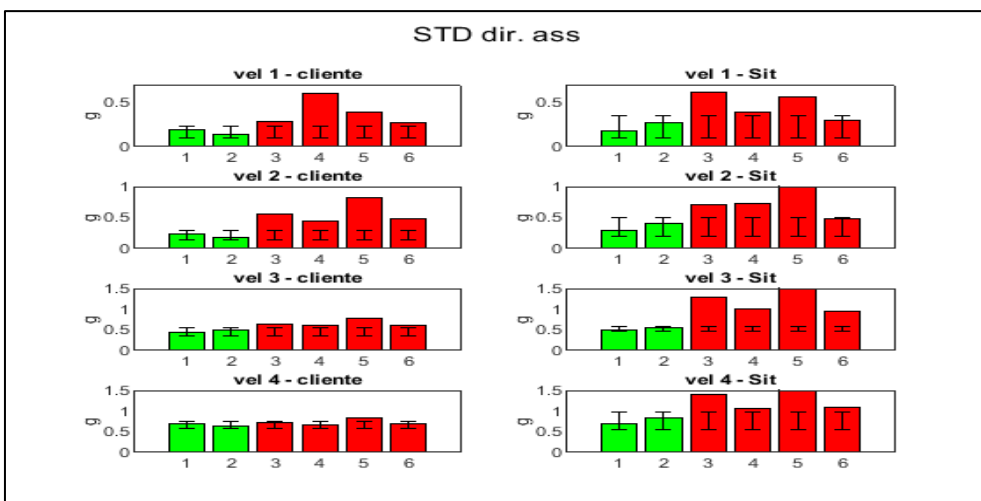


Figura 21: confronto STD direzione assiale

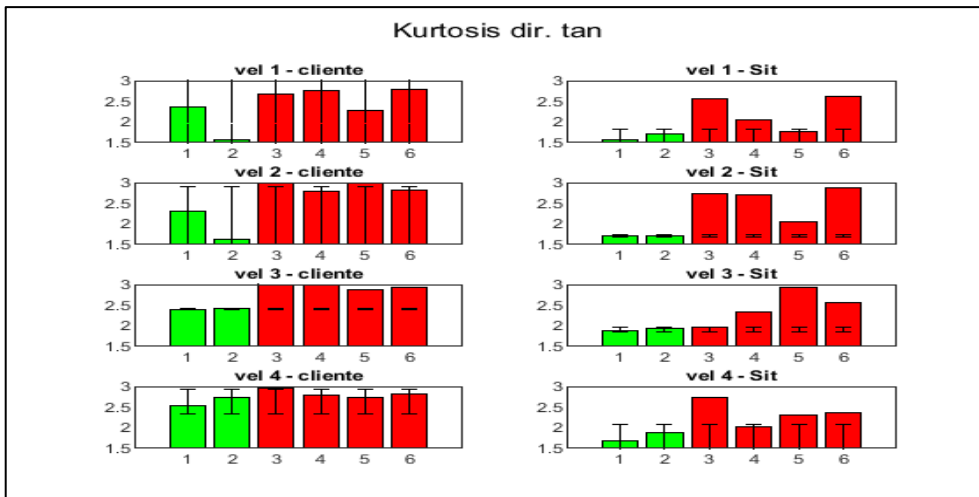


Figura 22: confronto Kurtosis direzione tangenziale

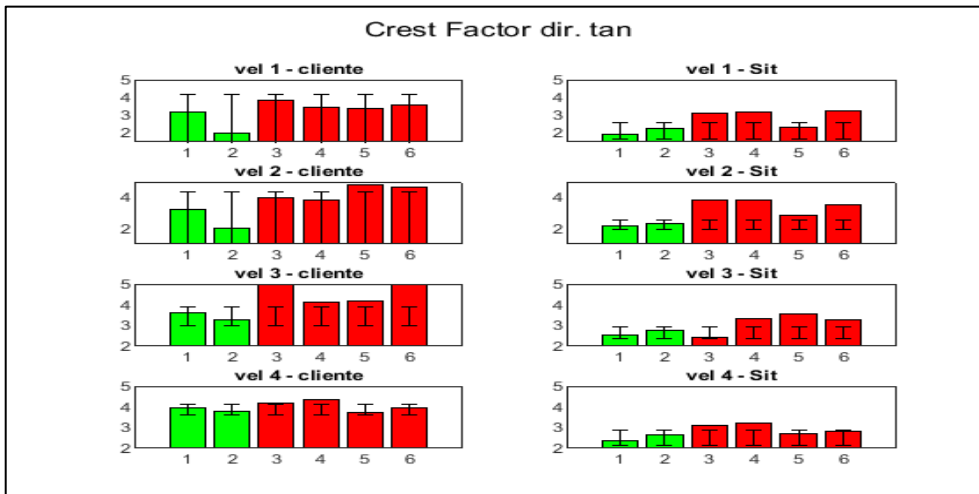


Figura 23: confronto Crest Factor direzione tangenziale

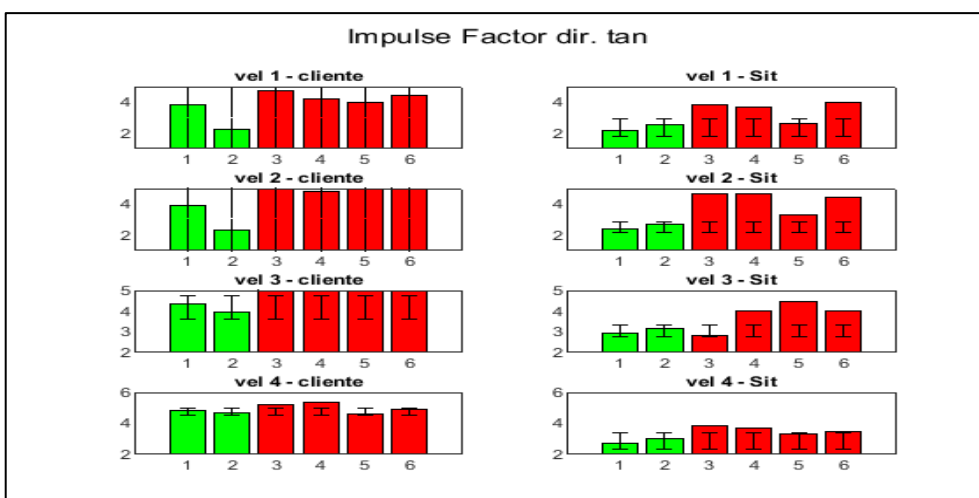


Figura 24: confronto Impulse Factor direzione tangenziale

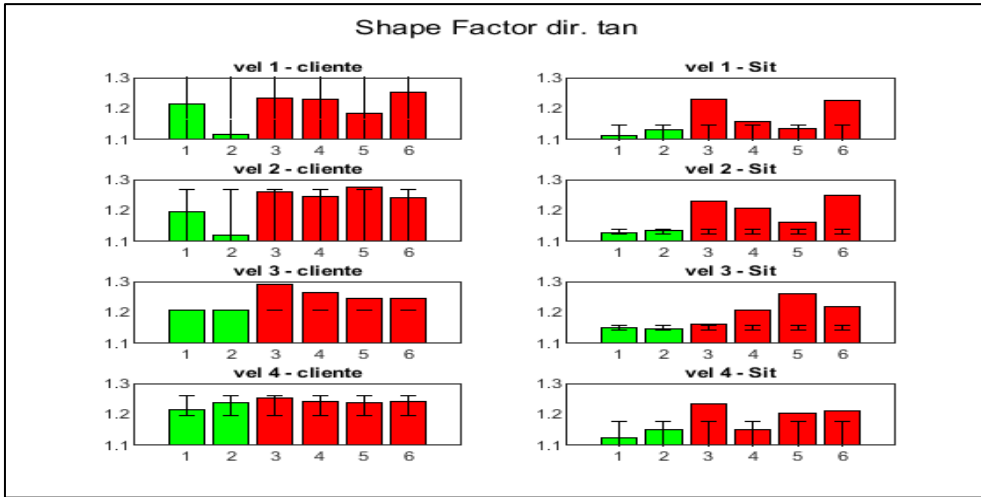


Figura 25: confronto Shape Factor direzione tangenziale

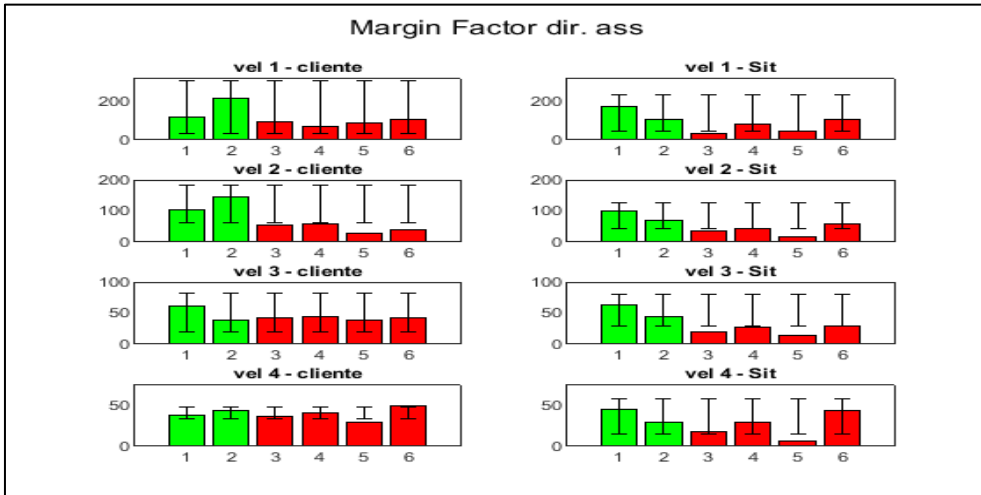


Figura 26: confronto Margin Factor direzione assiale

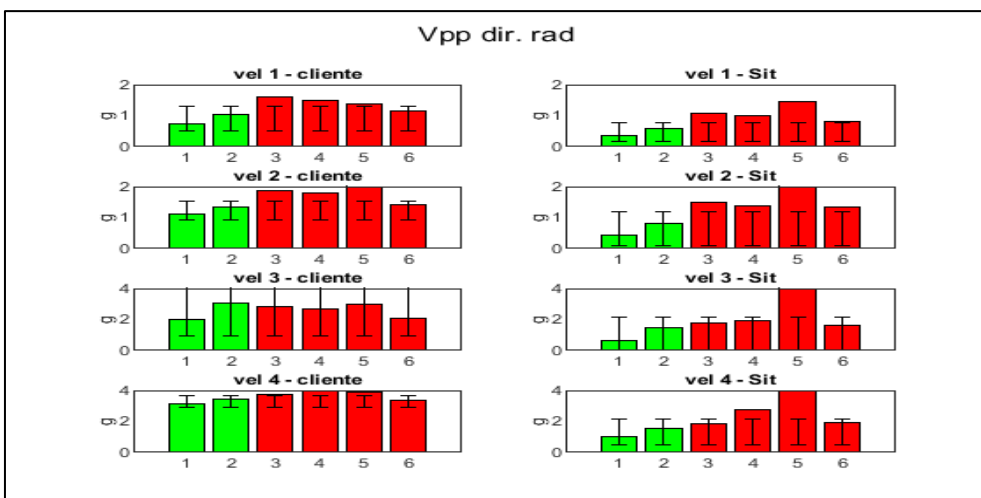


Figura 27: confronto Vpp direzione radiale

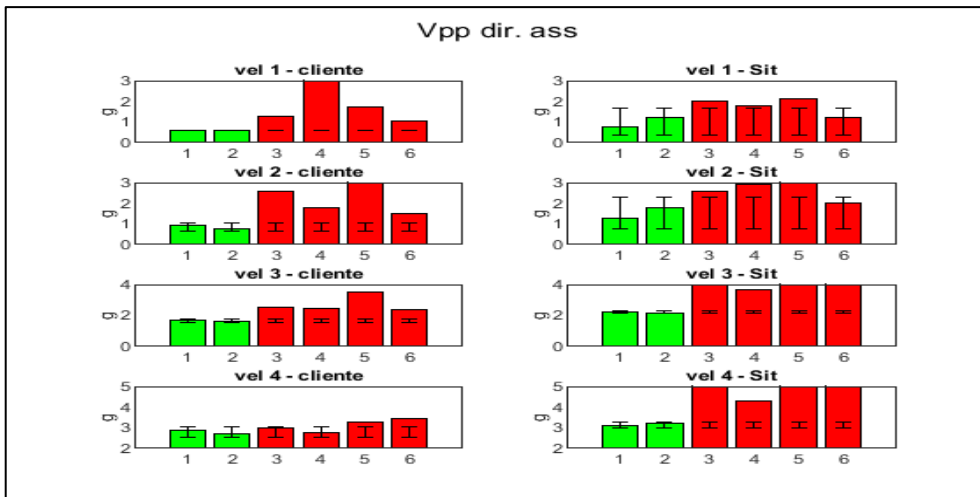


Figura 28: confronto Vpp direzione assiale

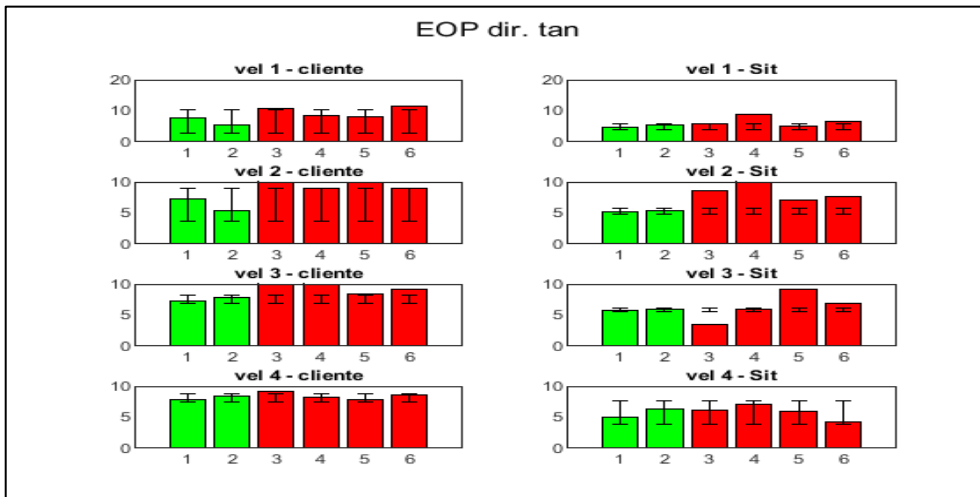


Figura 29: confronto EOP direzione tangenziale



Figura 30: confronto FM0 direzione assiale

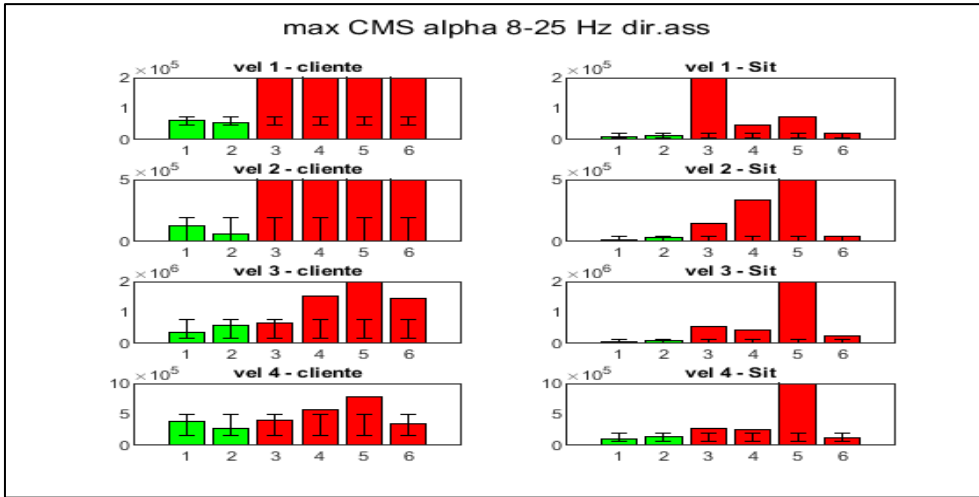


Figura 31: confronto max CMS filtrato direzione assiale

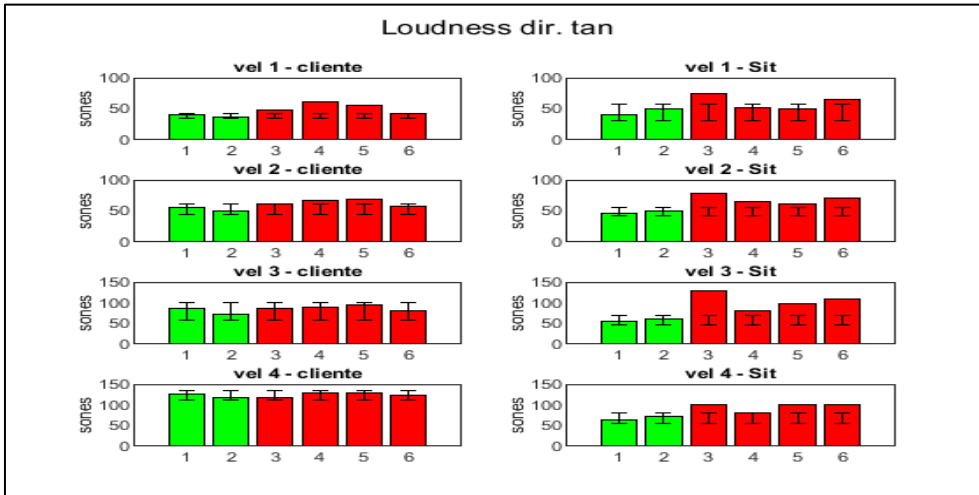


Figura 32: confronto Loudness direzione tangenziale

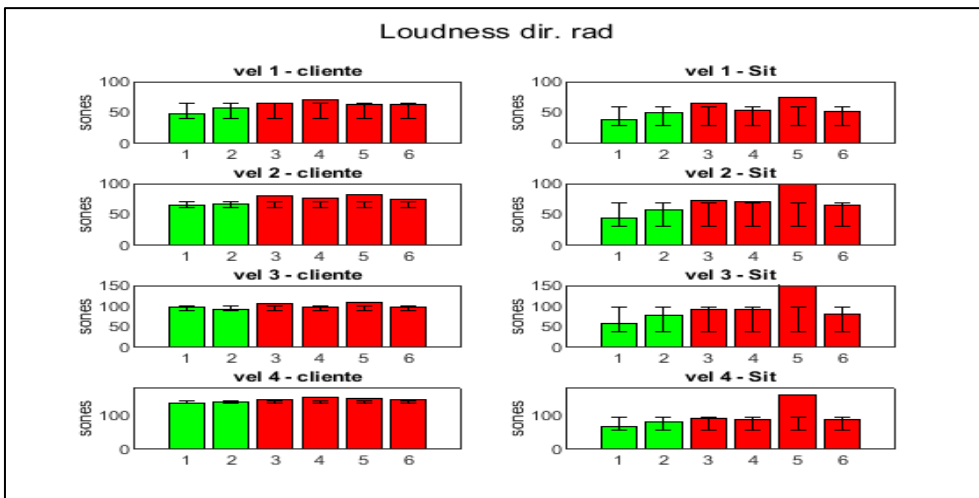


Figura 33: confronto Loudness direzione radiale

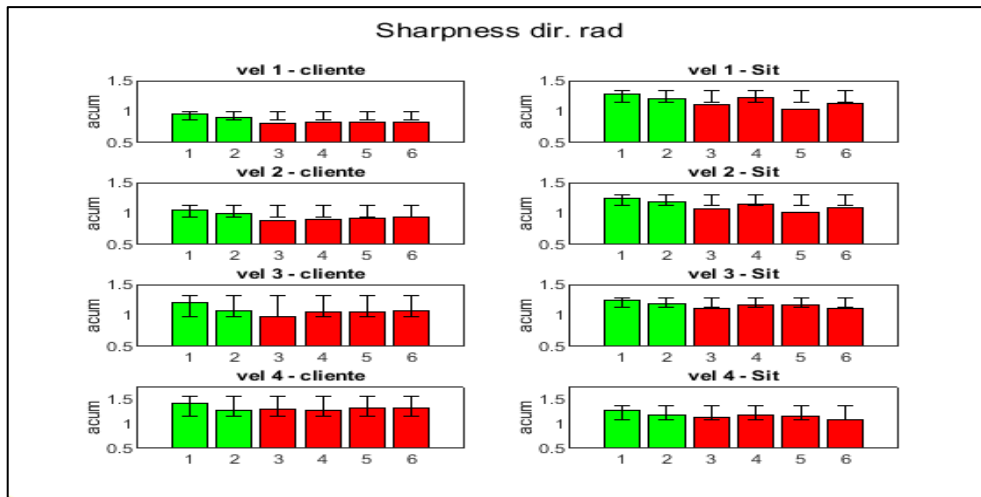


Figura 34: confronto Sharpness direzione radiale

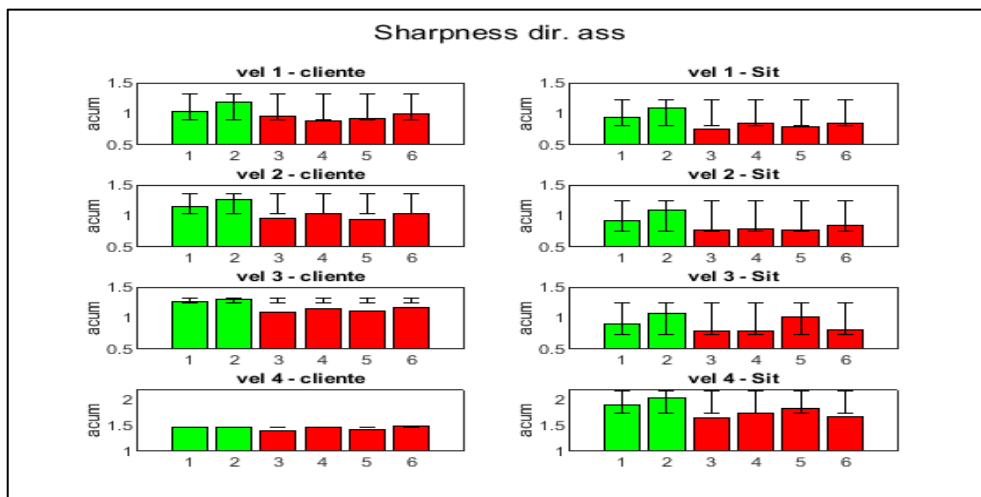


Figura 35: confronto Sharpness direzione assiale

3.4 CLASSIFICAZIONE CON APPROCCIO STATISTICO

Nel paragrafo precedente sono stati testati diversi indicatori noti in letteratura e ampiamente utilizzati nella diagnostica vibrazionale. In questo paragrafo si approccia al problema in modo differente. Come anticipato nel capitolo 2, la presenza di asimmetrie o difettosità comporta la comparsa di ulteriori componenti nei segnali di vibrazione le cui frequenze sono legate sia alla natura del difetto sia alla geometria del motore. La presenza di queste componenti aggiuntive produce un segnale distribuito diversamente nel tempo e in frequenza. Invece di focalizzare l'analisi nella ricerca di una o più componenti specifiche quindi si può misurare quanto differenti sono un segnale acquisito da un ventilatore conforme e un segnale di un ventilatore rumoroso. La differenza si ottiene calcolando la divergenza statistica tra le funzioni di probabilità dei segnali. In [188] gli autori propongono quattro modi per calcolare le distribuzioni di probabilità, in questo lavoro ne viene utilizzato anche un quinto.

In particolare:

- il primo modo prevede il calcolo dell'istogramma dei valori ottenuto dividendo l'ampiezza del segnale accelerometrico in diversi bins e conteggiando quante volte il segnale ha ampiezza contenuta in ogni singolo intervallo.
- il secondo modo interpreta la PSD normalizzata del segnale come distribuzione di probabilità partendo dal principio che il segnale di un ventilatore difettoso avrà contenuto spettrale diverso da quello di un ventilatore conforme.

$$PSD(\omega_i) = \frac{|X(\omega_i)|^2}{N} \quad (28)$$

dove $X(\omega_i)$ è lo spettro del segnale di vibrazione e

$$psd(\omega_i) = \frac{PSD(\omega_i)}{\sum_{i=0}^{N-1} PSD(\omega_i)} \quad (29)$$

è la PSD normalizzata.

- il terzo modo prevede di suddividere il segnale in segmenti di lunghezza "c" e, per una serie temporale x_t , $t=1, \dots, T$, considerare i $T-(c-1)$ segmenti sovrapposti $X_t = (x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+c-1})$ di lunghezza c. All'interno di ogni singolo segmento i valori delle ampiezze del segnale vengono riordinati in ordine decrescente e, confrontando l'ordine degli indici così riordinati con tutte le c! possibili permutazioni e contando quanti segmenti corrispondono alla singola permutazione, si ottiene una distribuzione di probabilità. I risultati che seguono sono ottenuti scegliendo c pari a 5. La distribuzione così ottenuta deve essere normalizzata dividendo i valori ottenuti per la sommatoria dei valori stessi.
- il quarto modo prevede la decomposizione del segnale temporale utilizzando il WPT (Wavelet Packet Tree), una estensione della trasformazione in wavelet. Successivamente per ogni nodo dell'ultimo livello di decomposizione se ne calcola l'energia associata come

$$E_{(a,b)} = \sum_{t=0}^{N_d-1} |C_{a,b}(t)|^2 \quad (30)$$

dove $C_{a,b}$ rappresentano i coefficienti della wavelet del nodo (a,b) e N_d è il numero di coefficienti del nodo (a,b). Le energie associate ad ogni nodo rappresentano la distribuzione di probabilità $p_{a,b}(f)$ calcolata con questo metodo.

$$p_{a,b}(f) = \frac{E_{(a,b)}}{\sum_{a,b} E_{a,b}} \quad (31)$$

e dove $a,b \in Y$ e Y rappresenta il set di tutti i nodi terminali del WPT. I risultati che seguono sono ottenuti utilizzando una decomposizione su cinque livelli e come wavelet madre è stata scelta la wavelet di Daubechies.

- il quinto modo prevede la decomposizione del segnale fatta con l'Empirical Mode Decomposition [189]. Per ogni IMF ne viene calcolata l'energia associata come

$$E_j = \sum_{i=1}^N c_j^i(t) \quad (32)$$

dove E_j è l'energia della j-esima IMF, $i=1, \dots, N$ e N è il numero di punti del segnale.

Infine, la distribuzione di probabilità pmf_{EMD} viene calcolata come

$$\text{pmf}_{EMD} = \frac{E_j}{\sum E_j} \quad (33)$$

Ottenute le funzioni di distribuzione di probabilità si può calcolare la divergenza di Kullback-Leibler [190] così definita:

$$KLD(p_1||p_2) = \int_{\chi} p_1(x) \log \frac{p_1(x)}{p_2(x)} dx \quad (34)$$

dove χ rappresenta i valori della distribuzione $p_1(x)$ e $p_2(x)$ è la distribuzione di confronto. Nel caso di distribuzione discreta l'integrale viene sostituito con la sommatoria.

Un'altra divergenza che può essere utilizzata è la divergenza di Jensen-Renyi [191,192] così definita:

$$JRD_{\theta}^{\omega}(p_1, p_2, \dots, p_k) = R_{\theta}(\sum_{k=1}^N \omega_k p(k)) - (\sum_{k=1}^N \omega_k R_{\theta}(p(k))) \quad (35)$$

dove $R_{\theta}(p)$ rappresenta l'entropia secondo Renyi ed è definita come:

$$R_{\theta}(p) = \frac{1}{1-\theta} \log \sum_{k=1}^N p(k)^{\theta} \quad (36)$$

con $k=1, \dots, N$, $\theta \in [0,1]$. In questo lavoro sono stati scelti θ, ω_1 e ω_2 pari a 0.5.

Dalle funzioni di distribuzione di probabilità possono essere calcolate anche altre diverse entropie [193] tra cui quella secondo Shannon, definita come

$$S(p) = -\sum_{k=1}^N p(k) \log(p(k)) \quad (37)$$

quella di Tsallis, definita come:

$$Ts_{\theta}(p) = \frac{1}{\theta-1} (1 - \sum_{k=1}^N p(k)^{\theta}) \quad (38)$$

quella di Escort Tsallis, definita come

$$eTs_{\theta}(p) = \frac{1}{\theta-1} \left(1 - \left(\sum_{k=1}^N p(k)^{\frac{1}{\theta}} \right)^{-\theta} \right) \quad (39)$$

e infine anche una cross entropia, definita come:

$$H(p_1, p_2) = -\sum_{k \in \chi} p_1(k) \log(p_2(k)) \quad (40)$$

Nel calcolo delle divergenze e della cross entropia, p_1 rappresenta la distribuzione del ventilatore in prova mentre p_2 rappresenta la distribuzione media ottenuta dalle distribuzioni dei soli ventilatori conformi.

Nei grafici che seguono vengono riportati i risultati ottenuti con questo secondo approccio, nei quali l'ordine delle righe identifica le velocità di prova in ordine crescente, la colonna di sinistra i campioni classificati dal cliente e la colonna di destra quelli di confronto selezionati

da SIT. Come per il precedente paragrafo, in verde i risultati relativi ai ventilatori conformi e in rosso quelli relativi ai ventilatori rumorosi. Infine, saranno riportati solo i risultati significativi per la classificazione mentre in Appendice B quelli risultati non efficaci. In ogni grafico sono riportati anche gli intervalli di confidenza ottenuti dai valori dei ventilatori conformi e con ampiezza pari a quattro volte la deviazione standard. Per identificare i cinque diversi metodi utilizzati per il calcolo delle distribuzioni di probabilità, i grafici relativi al primo modo hanno il riquadro rosso, quelli relativi al secondo modo hanno il riquadro arancione, per il terzo modo si usa il riquadro verde, per il quarto e quinto modo rispettivamente l'azzurro e il viola. Con il metodo dell'istogramma abbiamo ottimi risultati dalla KLD nelle direzioni radiale e assiale (Figure 36 e 37) mentre la JRD, R_θ , $T_{S\theta}$ e $eT_{S\theta}$ classificano bene solo in direzione assiale (da Figura 38 a Figura 41). Utilizzando il secondo metodo basato sulla PSD, la KLD è efficace in tutte le direzioni anche se i risultati migliori si ottengono in direzione assiale (da Figura 42 a Figura 44). La JRD è efficace in tutte le direzioni (da Figura 45 a 47) mentre S solo in direzione tangenziale (Figura 48). R_θ e $T_{S\theta}$ classificano bene in direzione assiale (Figure 49 e 50), la H in quelle tangenziale e assiale (Figura 51 e 52). Con il metodo delle permutazioni tutti i parametri offrono una suddivisione lineare delle due classi anche se in alcuni casi si è ai limiti dell'intervallo di confidenza (da Figura 53 a Figura 73). Questo metodo inoltre è molto oneroso dal punto di vista computazionale e il tempo richiesto è ordini di grandezza superiore agli altri metodi. Con il quarto metodo la KLD classifica in direzione tangenziale e assiale (Figure 74 e 75) mentre JRD, S, $eT_{S\theta}$ e H funzionano in direzione tangenziale (da Figura 76 a Figura 79). Utilizzando il quinto metodo per il calcolo delle distribuzioni di probabilità, la KLD classifica bene in direzione tangenziale (Figura 80), la JRD lavora bene in direzioni radiale e assiale (Figure 81 e 82), le entropie in direzione assiale (da Figura 83 a Figura 86) e la cross-entropia in direzione tangenziale (Figura 87).

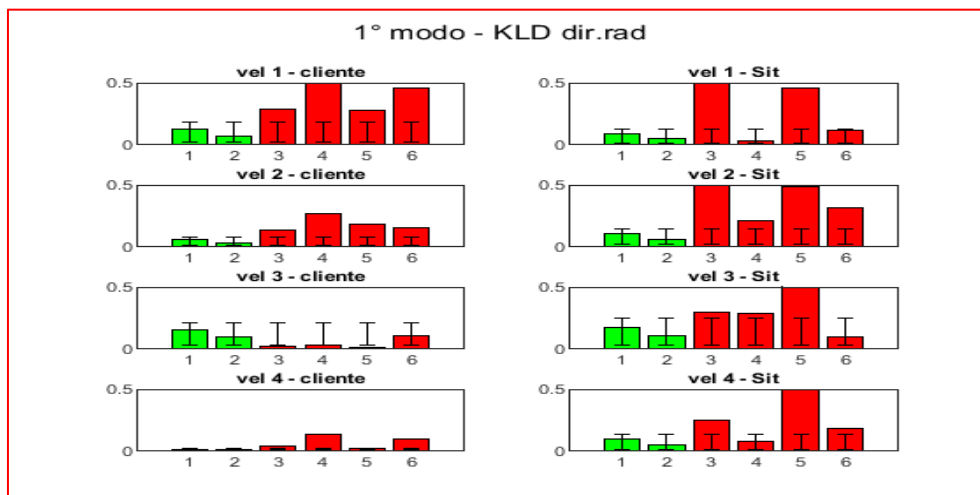


Figura 36: confronto KLD direzione radiale 1° modo

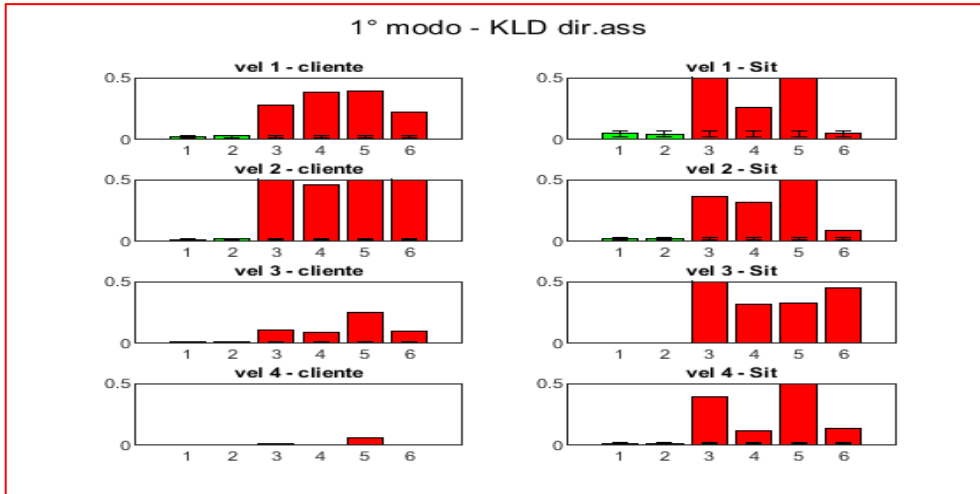


Figura 37: confronto KLD direzione assiale 1°modo

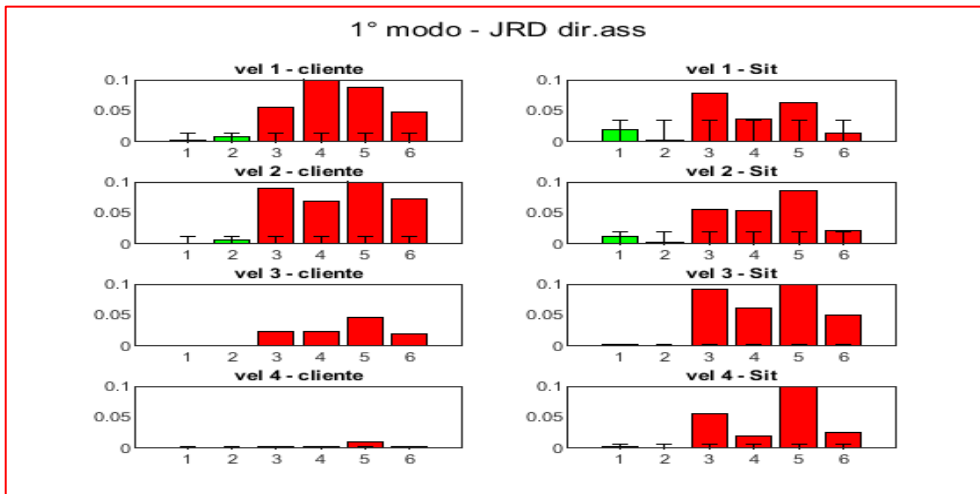


Figura 38: confronto JRD direzione assiale 1°modo

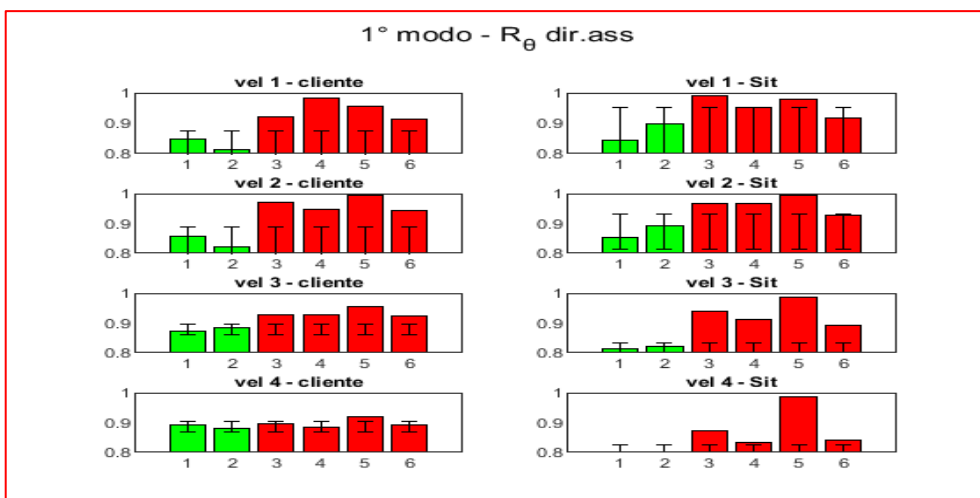


Figura 39: confronto R_θ direzione assiale 1°modo



Figura 40: confronto Ts_θ direzione assiale 1° modo

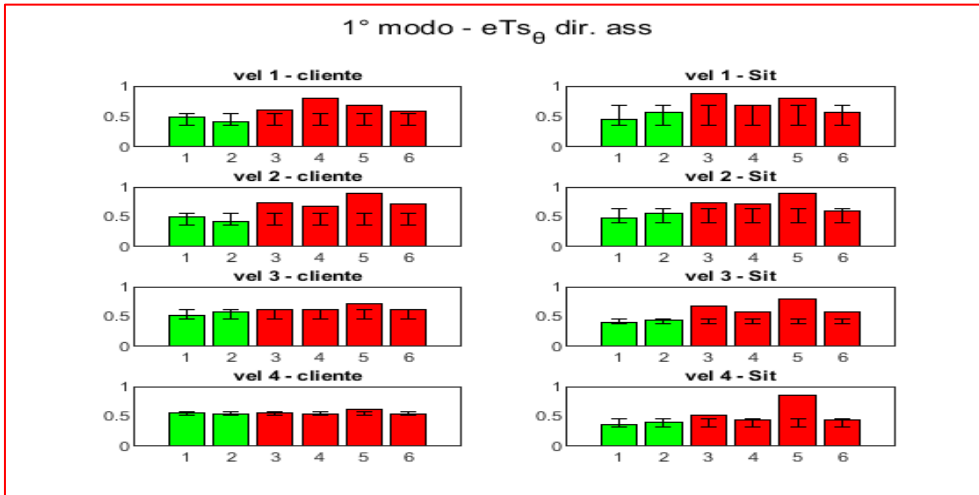


Figura 41: confronto eTs_θ direzione assiale 1° modo

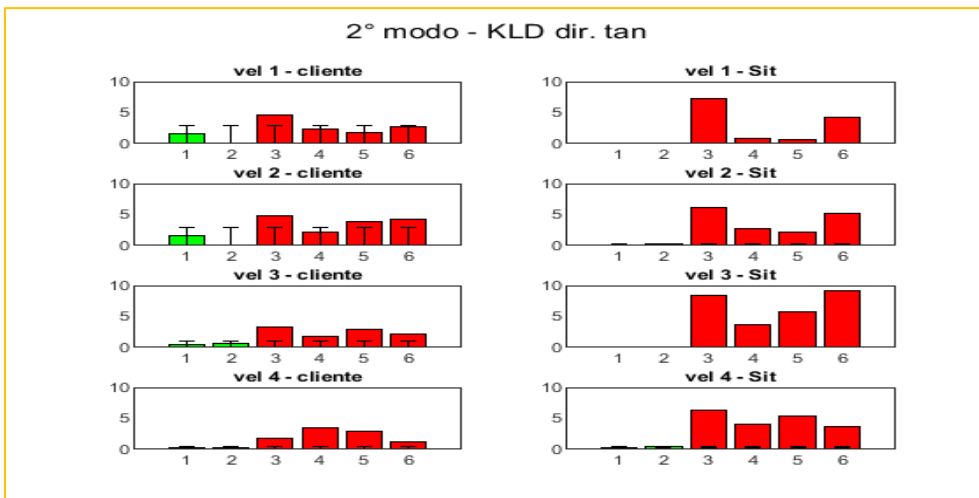


Figura 42: confronto KLD direzione tangenziale 2° modo

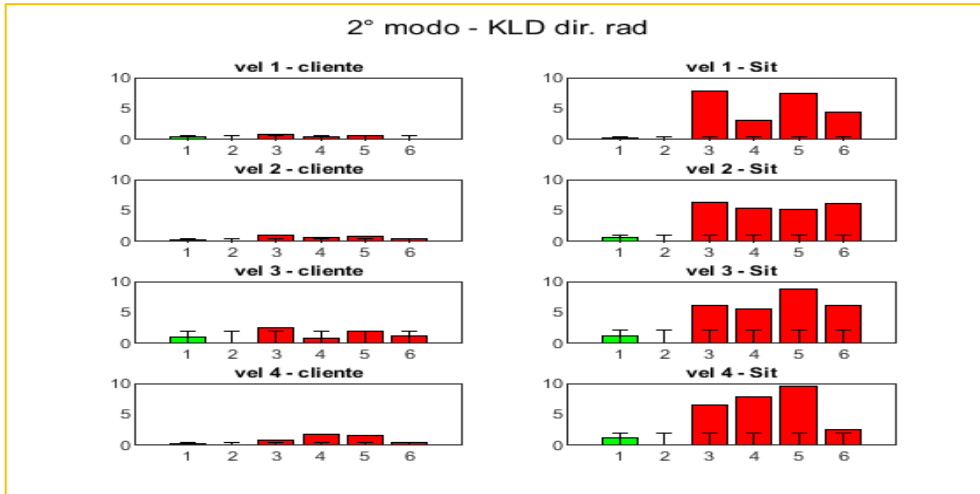


Figura 43: confronto KLD direzione radiale 2° modo

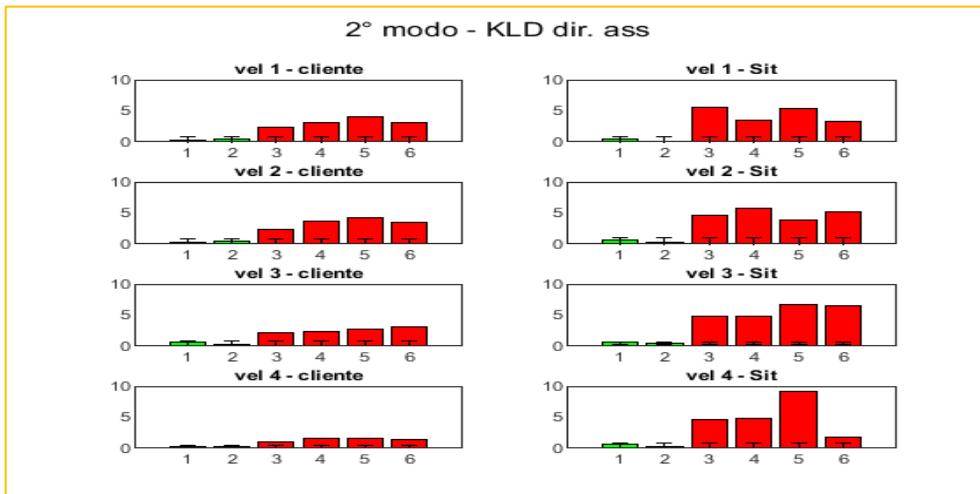


Figura 44: confronto KLD direzione assiale 2° modo

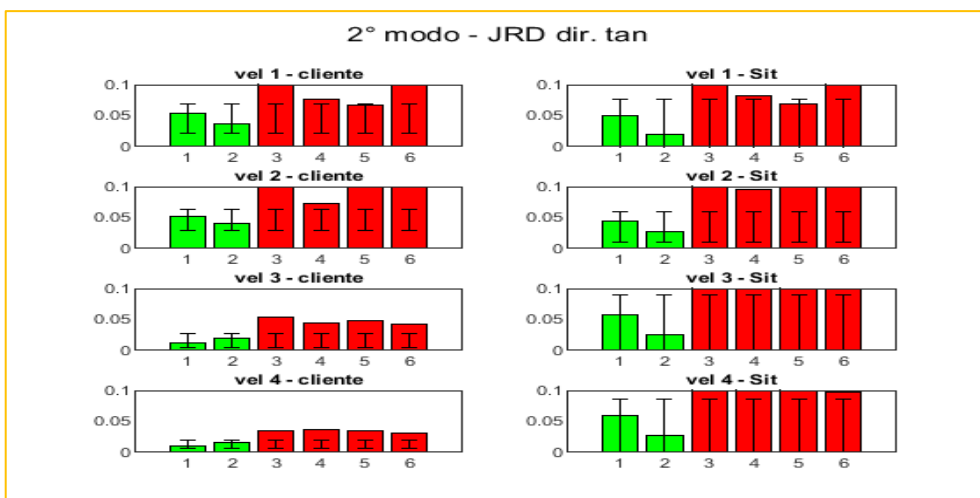


Figura 45: confronto JRD direzione tangenziale 2° modo



Figura 46: confronto JRD direzione radiale 2° modo

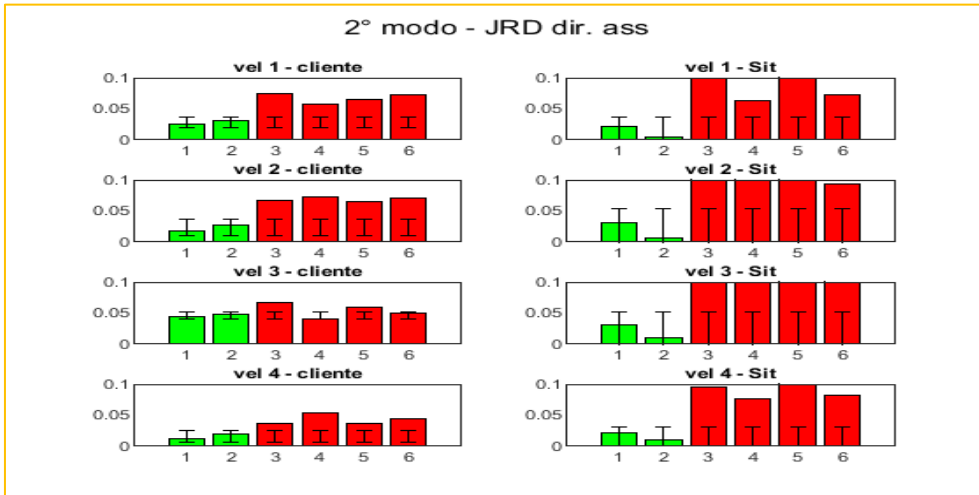


Figura 47: confronto JRD direzione assiale 2° modo

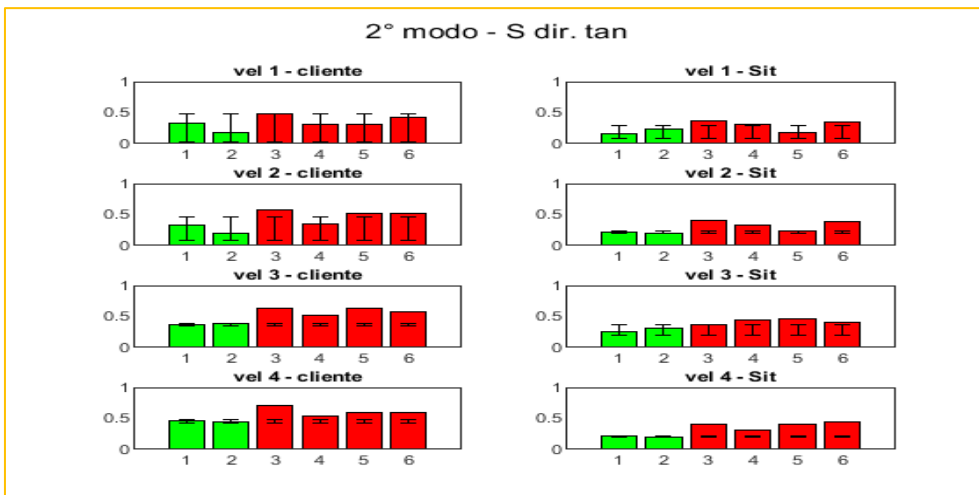


Figura 48: confronto S direzione tangenziale 2° modo



Figura 49: confronto R_{θ} direzione assiale 2° modo



Figura 50: confronto Ts_{θ} direzione assiale 2° modo



Figura 51: confronto H direzione tangenziale 2° modo



Figura 52: confronto H direzione assiale 2° modo

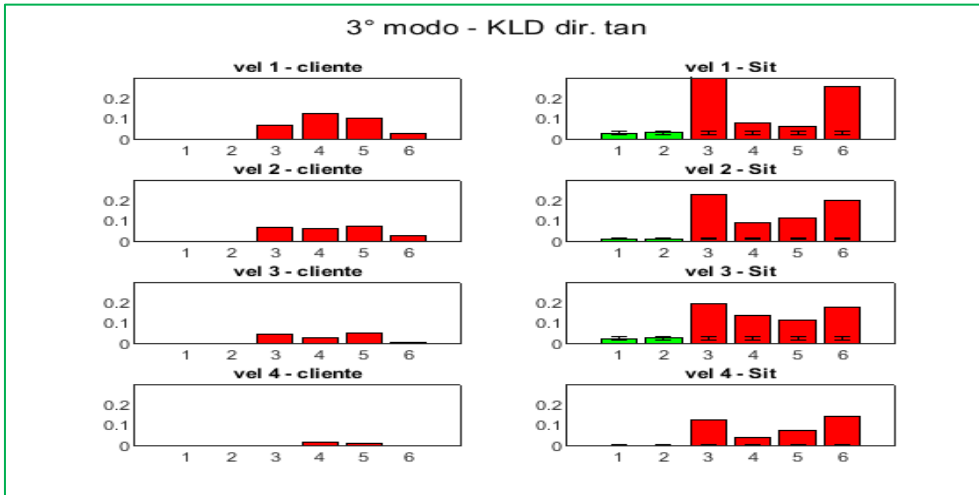


Figura 53: confronto KLD direzione tangenziale 3° modo

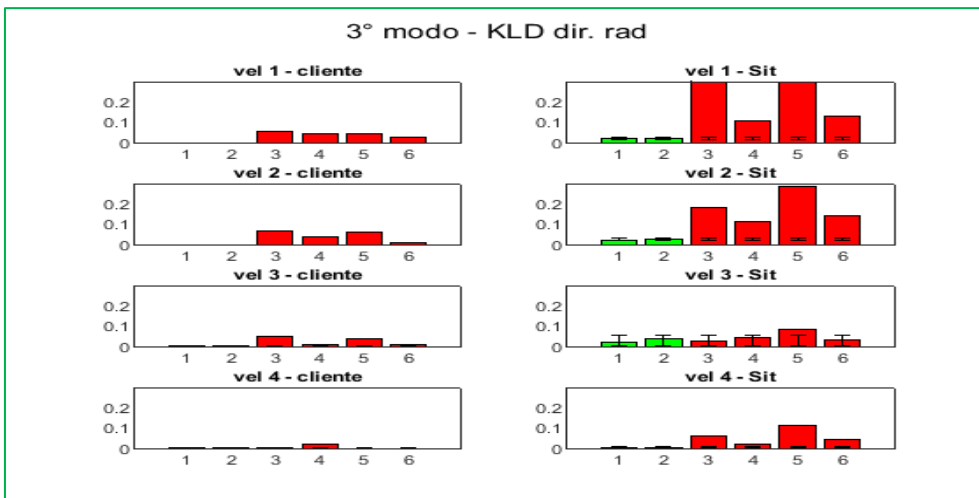


Figura 54: confronto KLD direzione radiale 3° modo



Figura 55: confronto KLD direzione assiale 3° modo

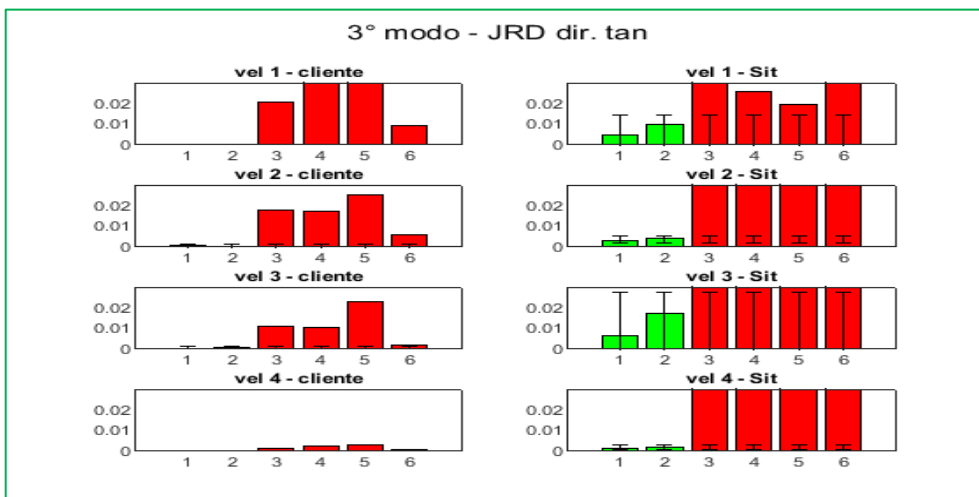


Figura 56: confronto JRD direzione tangenziale 3° modo

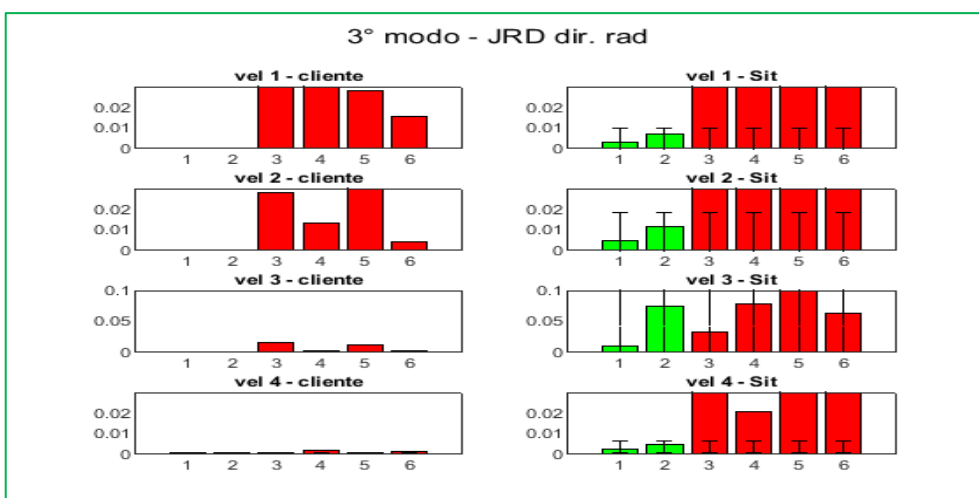


Figura 57: confronto JRD direzione radiale 3° modo



Figura 58: confronto JRD direzione assiale 3° modo

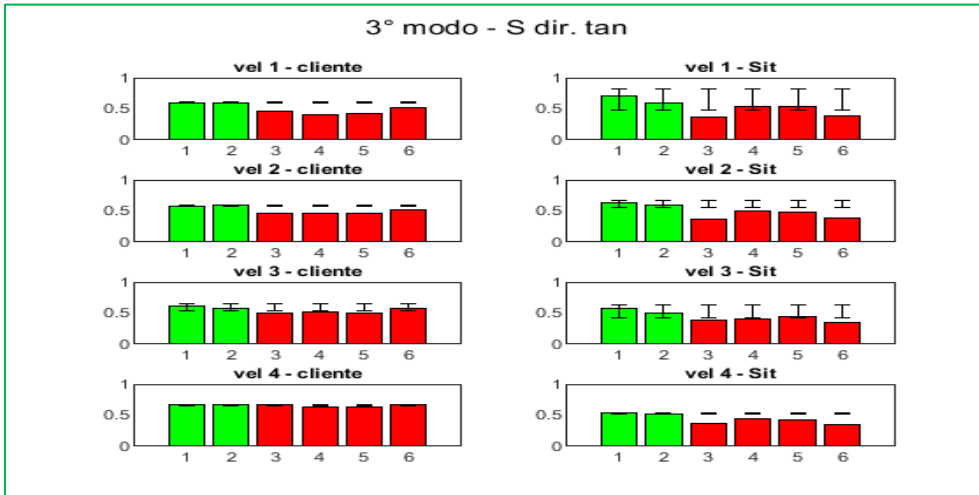


Figura 59: confronto S direzione tangenziale 3° modo

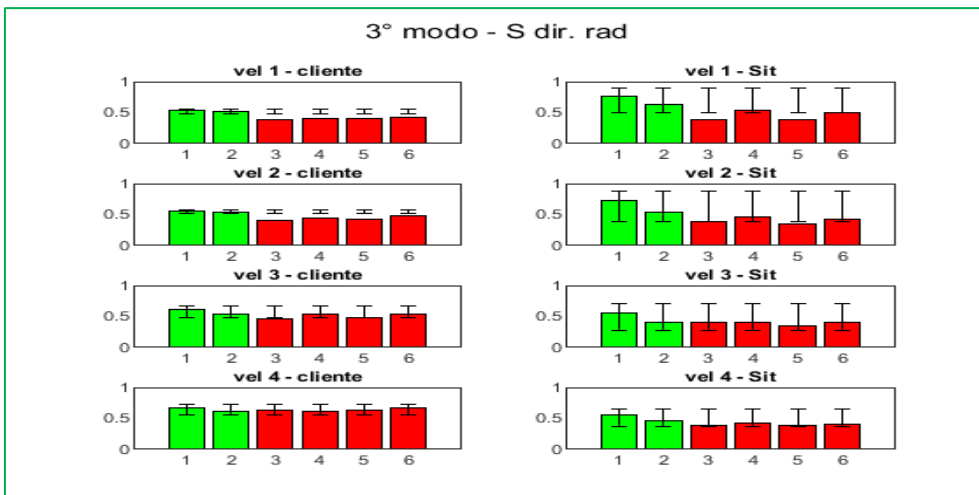


Figura 60: confronto S direzione radiale 3° modo



Figura 61: confronto S direzione assiale 3° modo

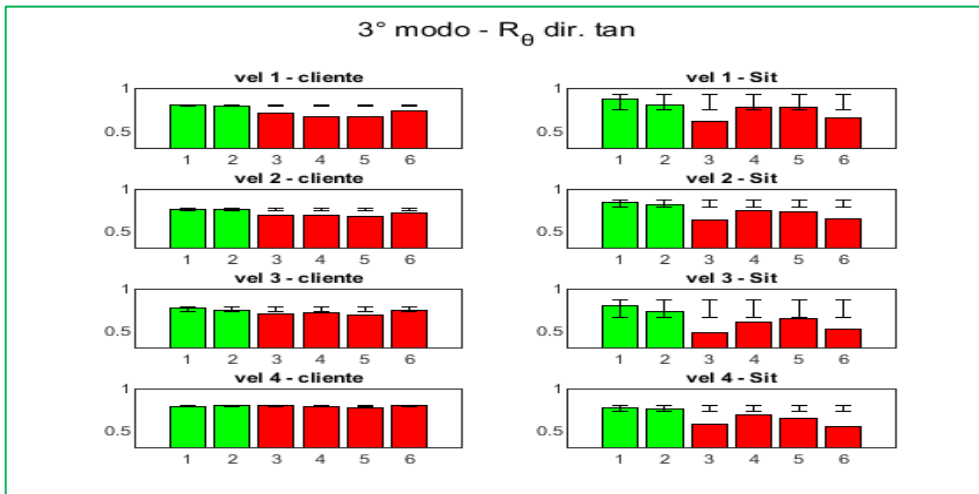


Figura 62: confronto R_θ direzione tangenziale 3° modo

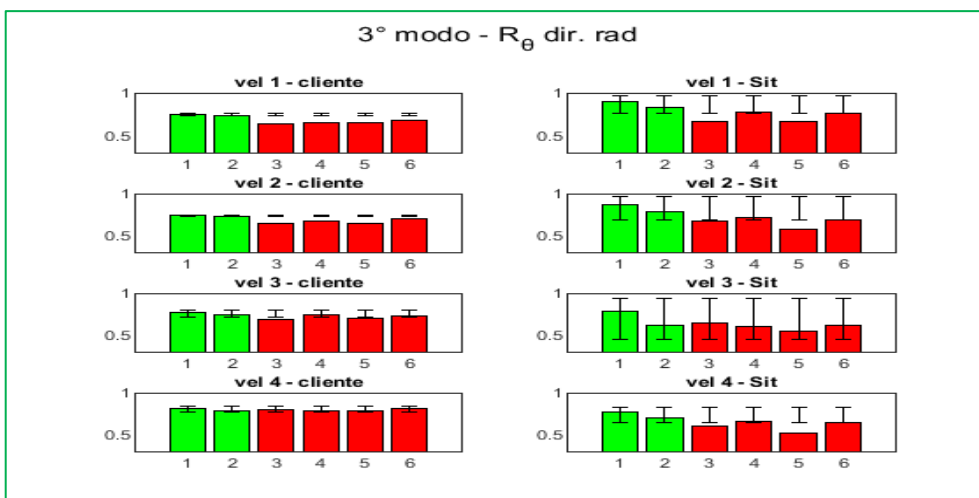


Figura 63: confronto R_θ direzione radiale 3° modo

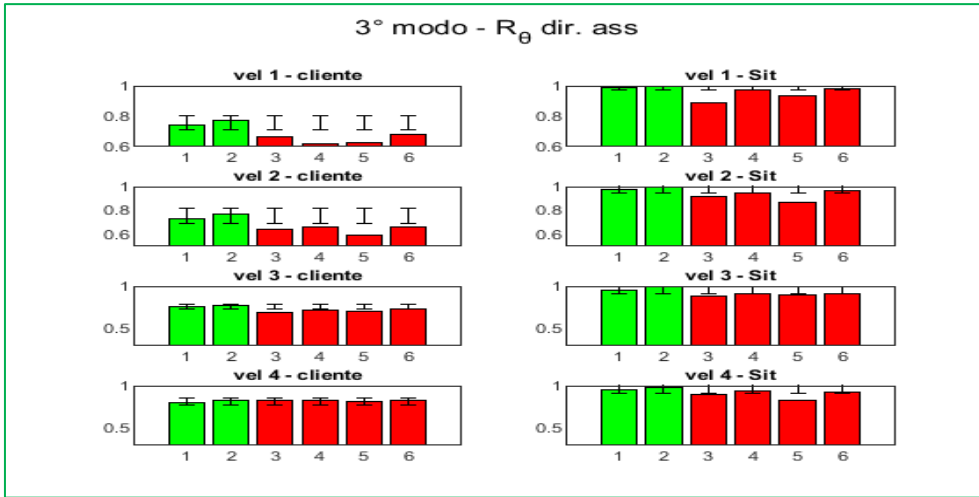


Figura 64: confronto R_θ direzione assiale 3° modo

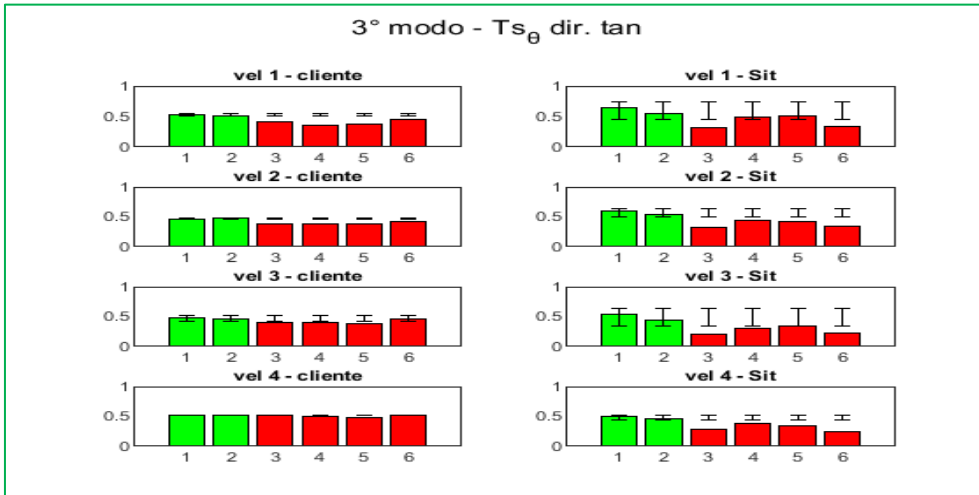


Figura 65: confronto Ts_θ direzione tangenziale 3° modo

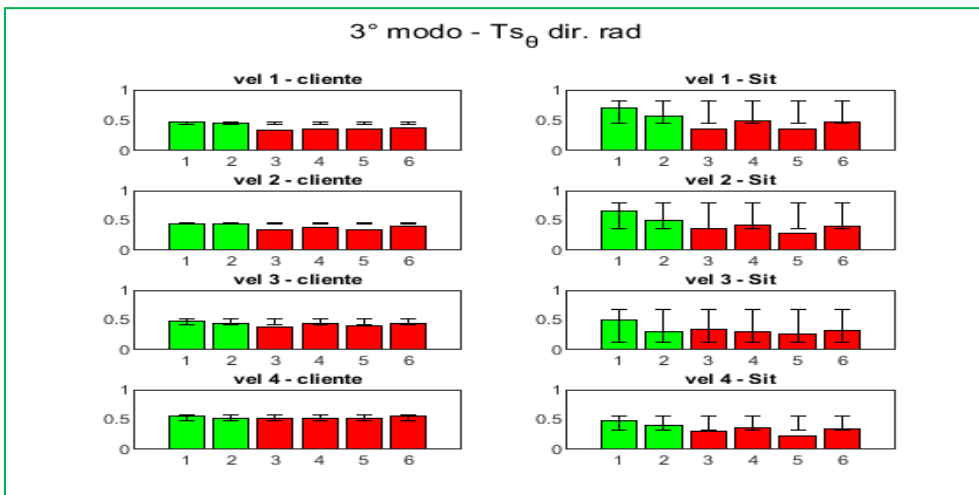


Figura 66: confronto Ts_θ direzione radiale 3° modo



Figura 67: confronto $T_{s\theta}$ direzione assiale 3° modo

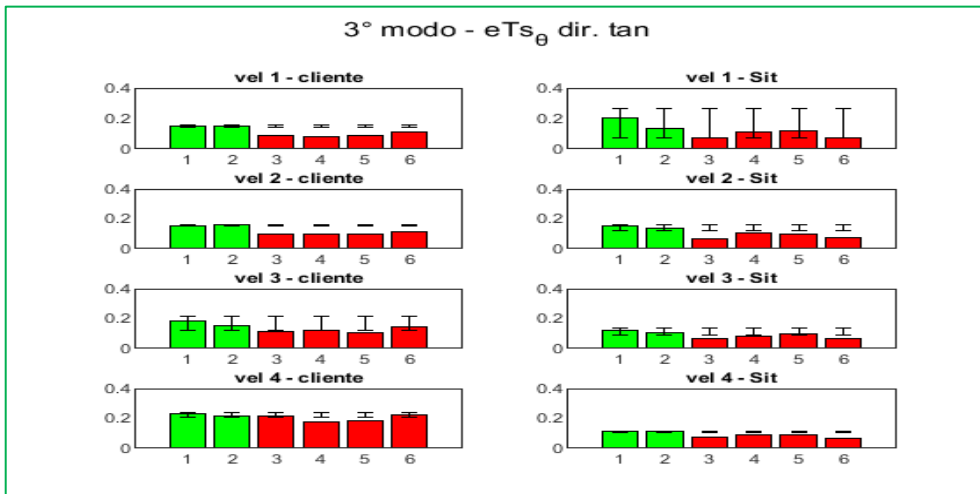


Figura 68: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 3° modo

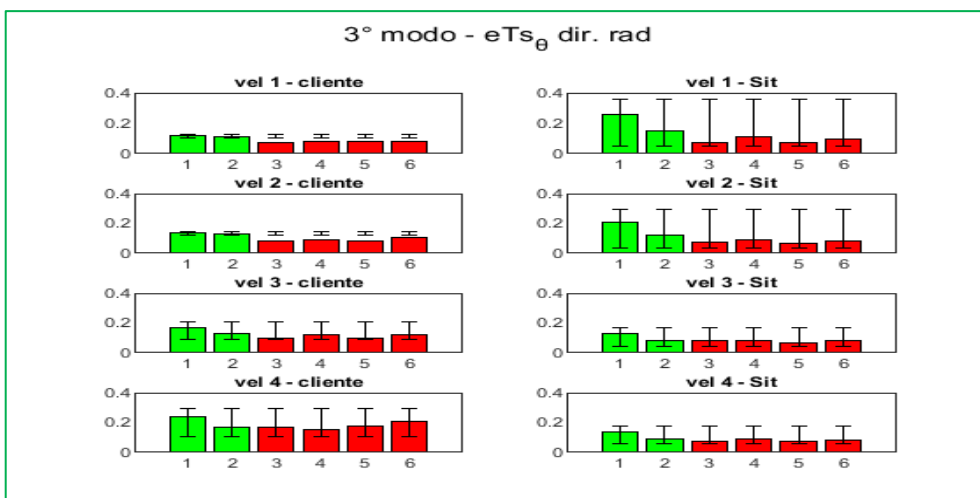


Figura 69: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 3° modo

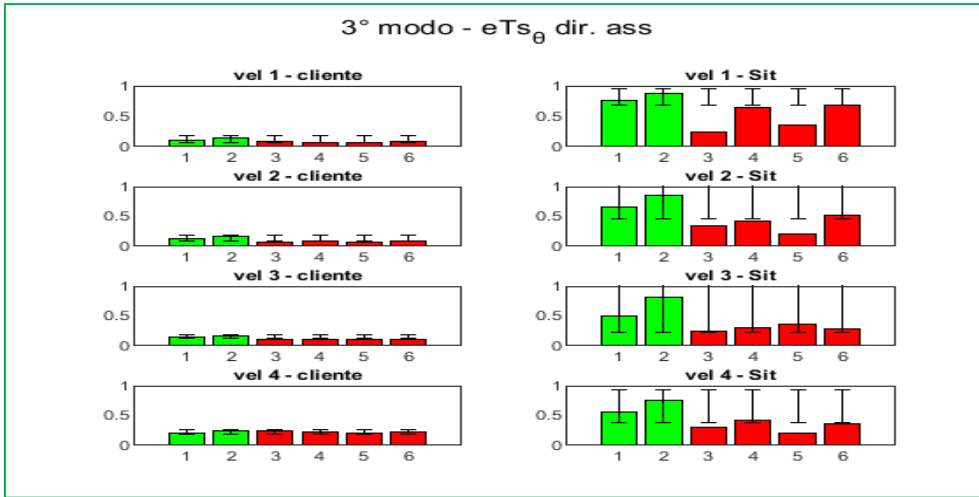


Figura 70: confronto eTs_θ direzione assiale 3° modo

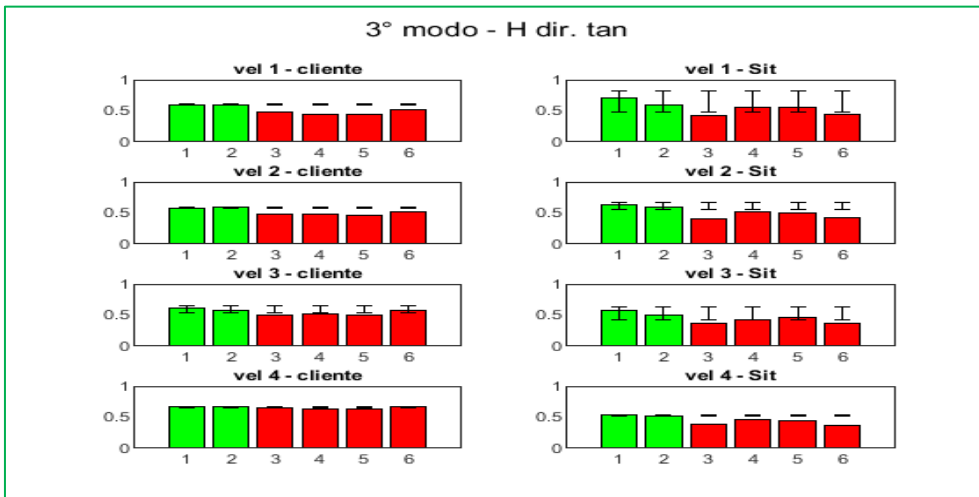


Figura 71: confronto H direzione tangenziale 3° modo

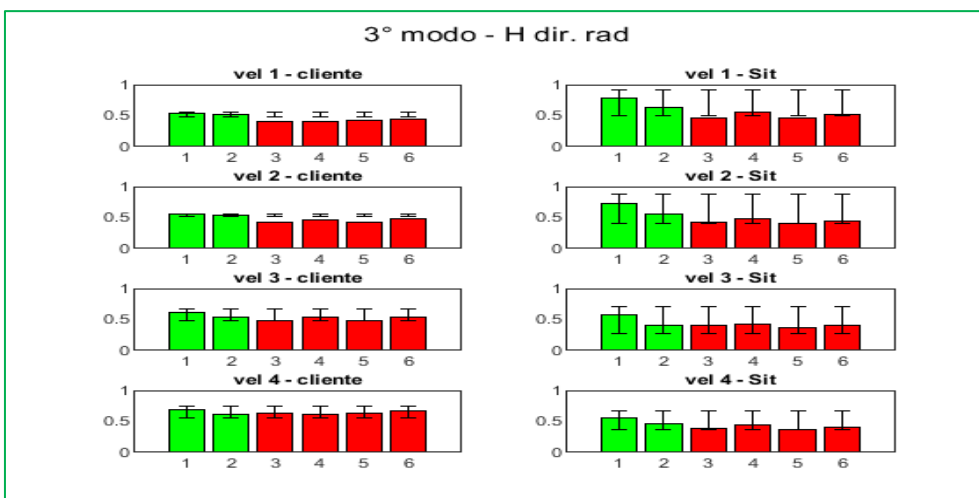


Figura 72: confronto H direzione radiale 3° modo



Figura 73: confronto H direzione assiale 3° modo

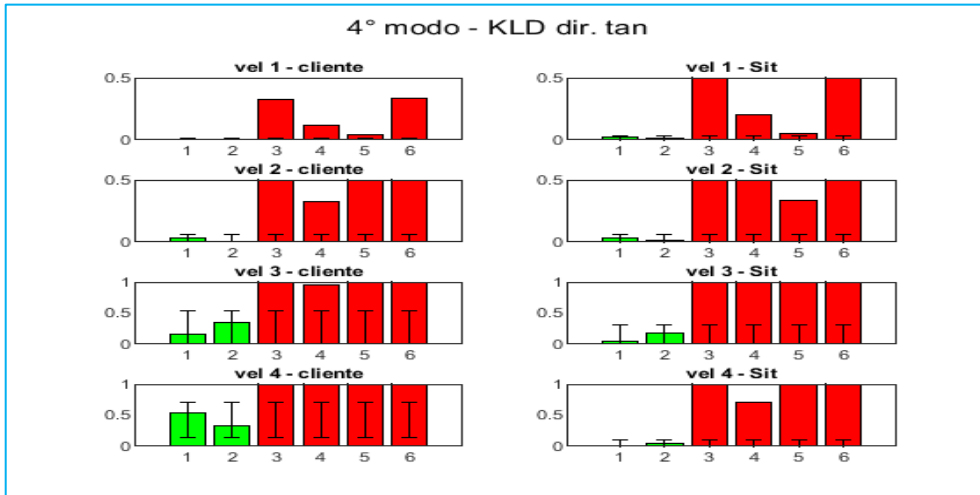


Figura 74: confronto KLD direzione tangenziale 4° modo

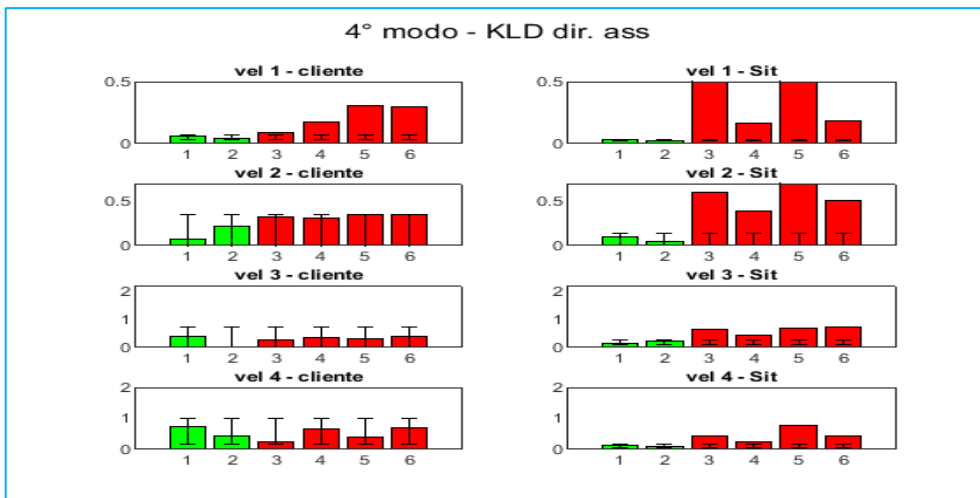


Figura 75: confronto KLD direzione assiale 4° modo

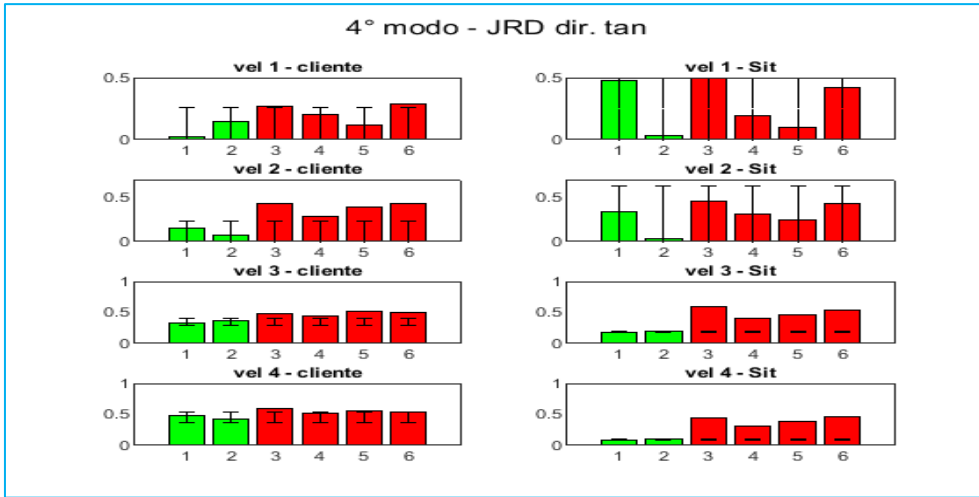


Figura 76: confronto JRD direzione tangenziale 4° modo

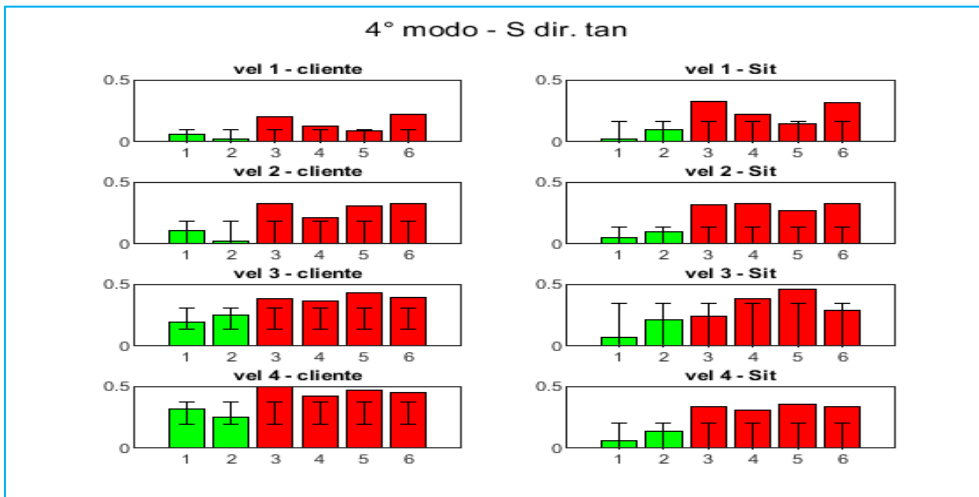


Figura 77: confronto S direzione tangenziale 4° modo

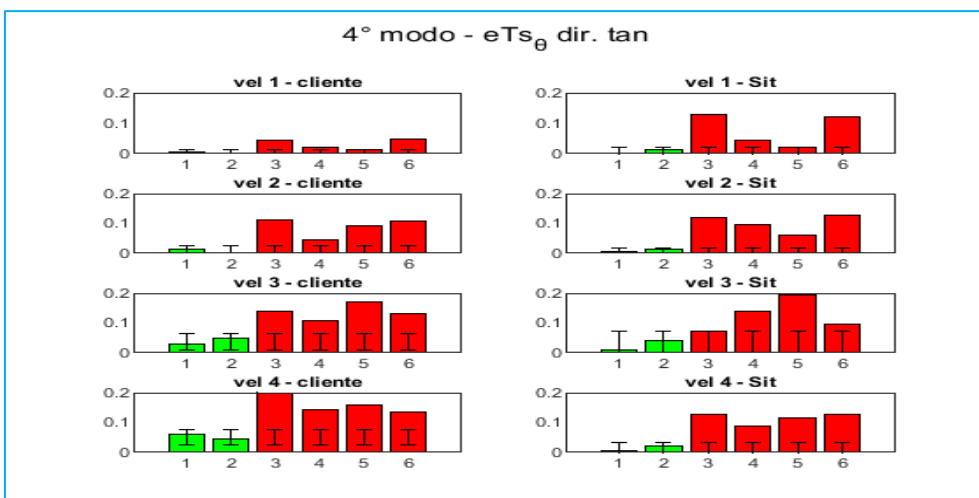


Figura 78: confronto eT_{s_θ} direzione tangenziale 4° modo

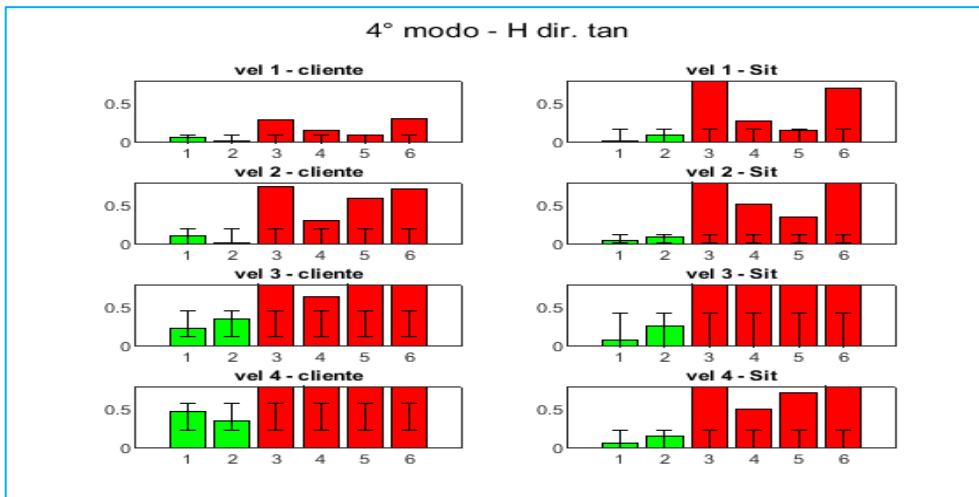


Figura 79: confronto H direzione tangenziale 4° modo

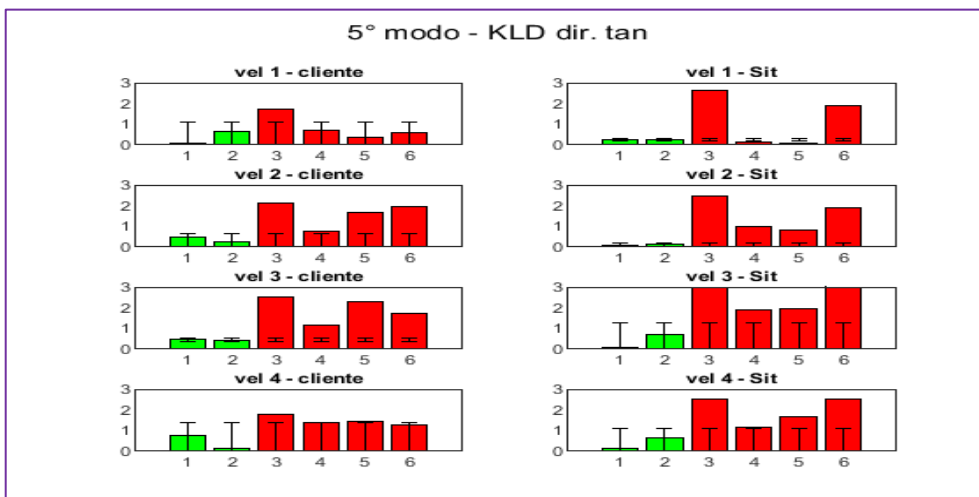


Figura 80: confronto KLD direzione tangenziale 5° modo

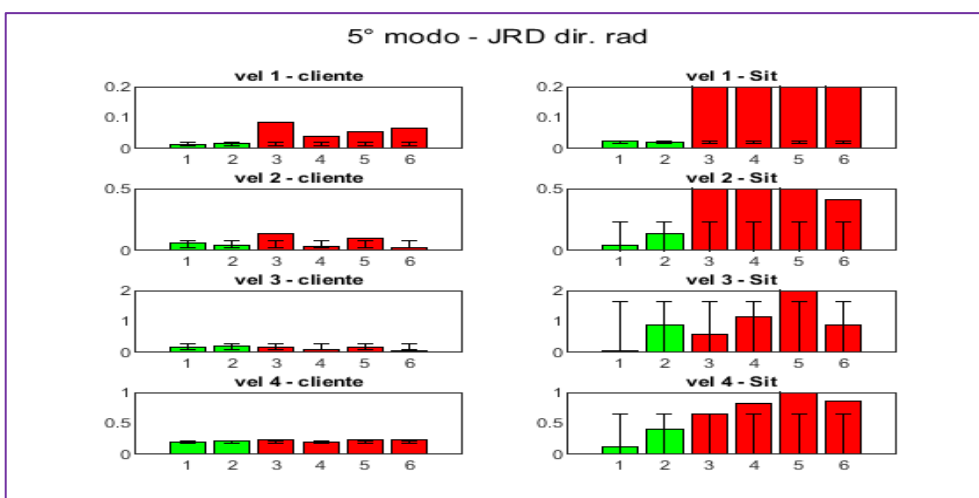


Figura 81: confronto JRD direzione radiale 5° modo

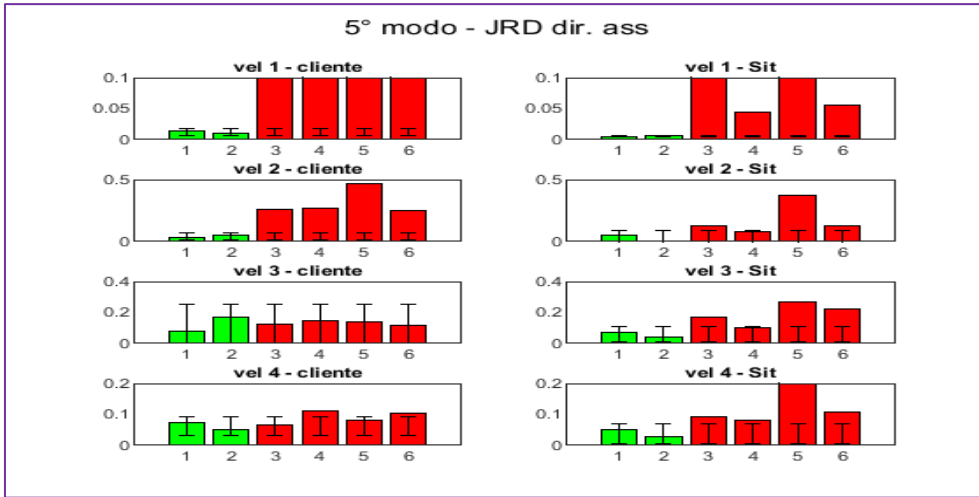


Figura 82: confronto JRD direzione assiale 5° modo

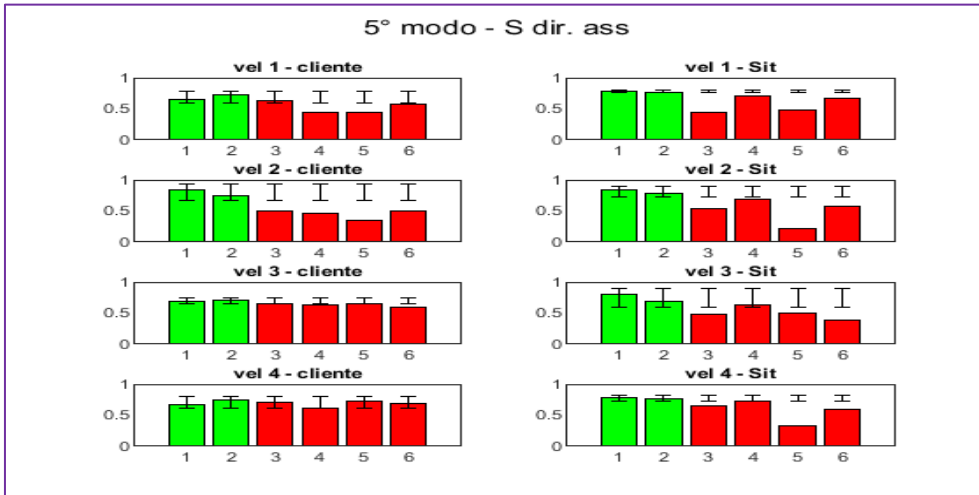


Figura 83: confronto S direzione assiale 5° modo

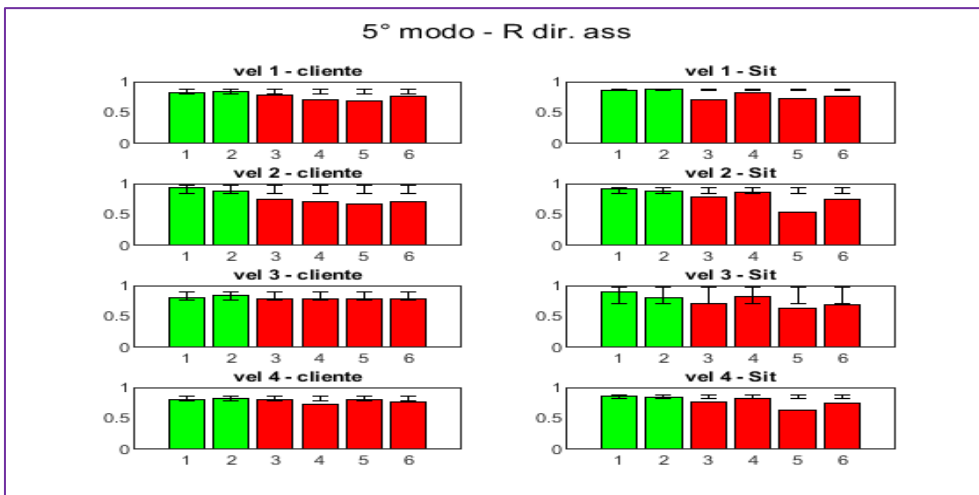


Figura 84: confronto R_θ direzione assiale 5° modo



Figura 85: confronto Ts_{θ} direzione assiale 5° modo

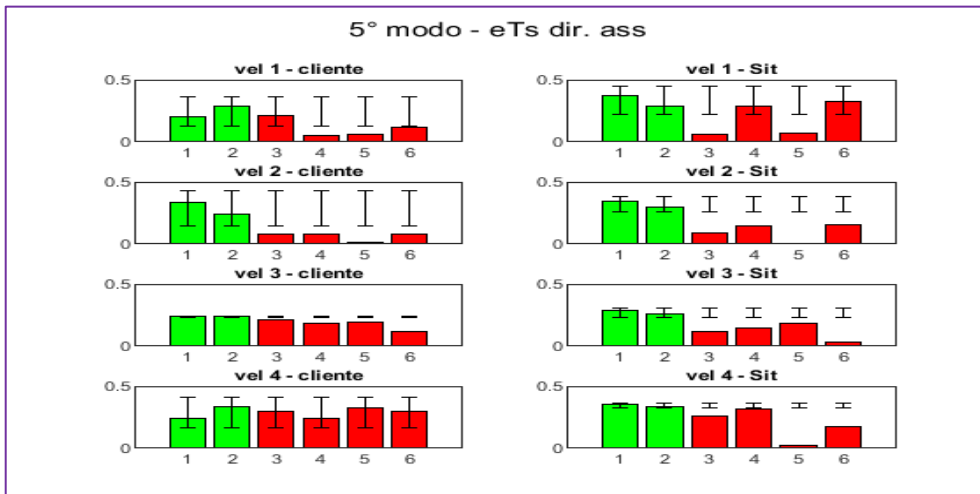


Figura 86: confronto eTs_{θ} direzione assiale 5° modo

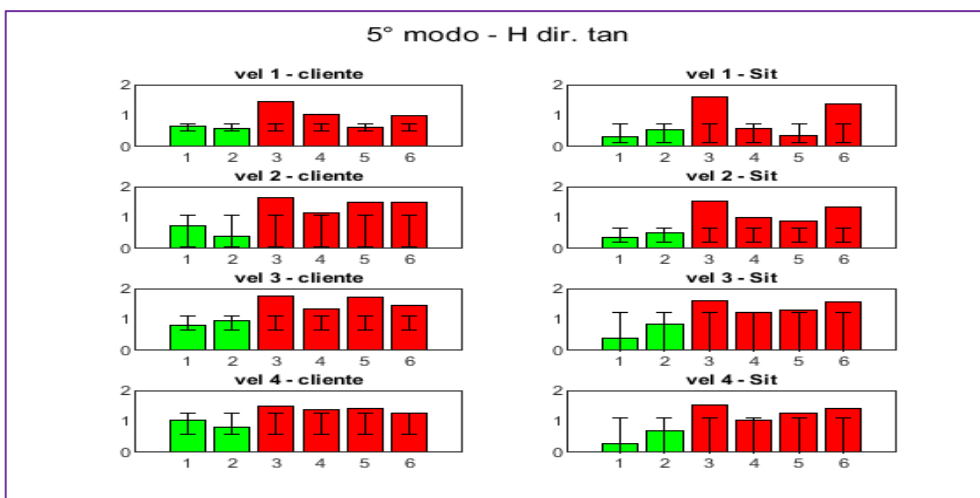


Figura 87: confronto H direzione tangenziale 5° modo

3.5 RISULTATI CONCLUSIVI

In questo capitolo è stata proposta un'analisi dei segnali acquisiti in setup "CQ" al fine di trovare quali parametri possono essere utilizzati con efficacia per distinguere i ventilatori rumorosi da quelli a specifica del cliente. Nel paragrafo 3.2 viene presentata un'analisi in frequenza dalla quale si conclude che, in questo caso studio, identificare univocamente le frequenze caratteristiche dei difetti e utilizzare le loro ampiezze come strumento di classificazione non è possibile ma, è molto utile per identificare la tipologia di difetto. Dai risultati ottenuti si conclude che i motori rumorosi sono caratterizzati dalla presenza di eccentricità, giustificata dalla presenza delle componenti alle frequenze multiple del numero di barre di rotore e di una 50 Hz con ampiezza maggiore per i casi rumorosi (si osserva bene solo per il set di misure acquisite dai ventilatori di confronto). Nel paragrafo 3.3 si sono testati diversi indicatori calcolati dai segnali temporali e sono stati riportati i risultati più significativi. Dalle immagini si conclude che diversi indici riescono a separare le due classi ma solo RMS, STD, FM0 e l'indice ciclostazionario, tutti solo nella direzione assiale, e, EOP e SF, solo nella direzione tangenziale, classificano con buon margine di confidenza. Utilizzando invece l'approccio proposto nel paragrafo 3.4, con il primo modo di calcolo della funzione di distribuzione di probabilità, sia le divergenze che le entropie forniscono una buona classificazione, soprattutto in direzione assiale. Con il secondo metodo, entrambe le divergenze sono efficaci in tutte le direzioni, l'entropia di Shannon è un buon indicatore in direzione tangenziale, quelle di Renyi e di Tsallis in direzione assiale, la cross-entropia in direzioni tangenziale e assiale. Questo metodo inoltre è risultato essere estremamente veloce e quindi il più indicato per un controllo real-time. Al contrario, il terzo metodo impiega tempi di calcolo molto lunghi ma è quello che fornisce i migliori risultati. Infatti, tutti gli indicatori separano le due classi ma solo le divergenze lo fanno con buona confidenza, gli altri parametri solo al limite dell'intervallo di confidenza indicato. Con il quarto metodo le divergenze, diverse entropie e la cross-entropia classificano bene in direzione tangenziale. Infine, con il quinto e ultimo metodo, la KLD funziona in direzione tangenziale, la JRD in direzioni radiale e assiale, le entropie in direzione assiale e la cross-entropia in direzione tangenziale. Dai risultati emerge inoltre che la seconda velocità e la direzione assiale sono le più adatte per la selezione.

4

CLASSIFICAZIONE DEI VENTILATORI GPE HIGH EFFICENCY: MISURE SUL BANCO DI COLLAUDO E SETUP DI LINEA

4.1 INTRODUZIONE

Nel capitolo precedente sono stati individuati degli indicatori per oggettivare la classificazione utilizzando il setup di misura impiegato durante il controllo “ad orecchio” per la selezione dei ventilatori. Con il fan appoggiato su una superficie piana di gomma sono state acquisite le misure accelerometriche nelle tre direzioni a tutte le velocità di lavoro del ventilatore. L’accelerometro era montato su basetta magnetica e in posizione prossima al motore. Questo setup è inutilizzabile per un controllo real-time durante la produzione di serie ed è quindi necessario verificare i risultati precedentemente ottenuti anche quando il ventilatore è in linea di produzione in setup di collaudo (setup “linea”).

Il setup “linea” prevede il ventilatore con la mandata verso l’alto (Figura 88), posizionato in una postazione con installato un accelerometro industriale con asse di misura in direzione radiale.

In questo capitolo verranno presentati i risultati ottenuti in questa configurazione e, nello specifico, il secondo paragrafo è dedicato al confronto tra i due diversi setup attraverso gli indicatori presentati in 3.3 mentre nel terzo paragrafo la comparazione viene fatta utilizzando l’approccio presentato in 3.4.

Durante le acquisizioni è stato impiegato un accelerometro triassiale (modello 356B21) con basetta magnetica nella stessa posizione scelta per le misure con setup “CQ” (Figura 89) e un accelerometro triassiale in posizione prossima a quello già presente in linea di produzione (Figura 90). Il resto del sistema di misura è identico a quello utilizzato nel capitolo precedente.

La scelta di utilizzare due sensori permette di avere riscontro di come il cambio setup influenzi la risposta vibratoria del ventilatore nel punto di misura prossimo al motore e soprattutto, dovendo poi essere utilizzato solo l’ accelerometro nella posizione mostrata in Figura 90, come si comportano gli indicatori precedentemente utilizzati calcolati dalle misure acquisite in questo punto del banco. Per ogni sensore sono state acquisite le direzioni radiale e assiale (rispetto al motore). Le misure sono acquisite a $f_c=25.6$ kHz, a tutte le velocità di rotazione del motore. I ventilatori in studio sono gli stessi sei utilizzati come confronto nel capitolo precedente. Il tempo di acquisizione è di sei secondi.

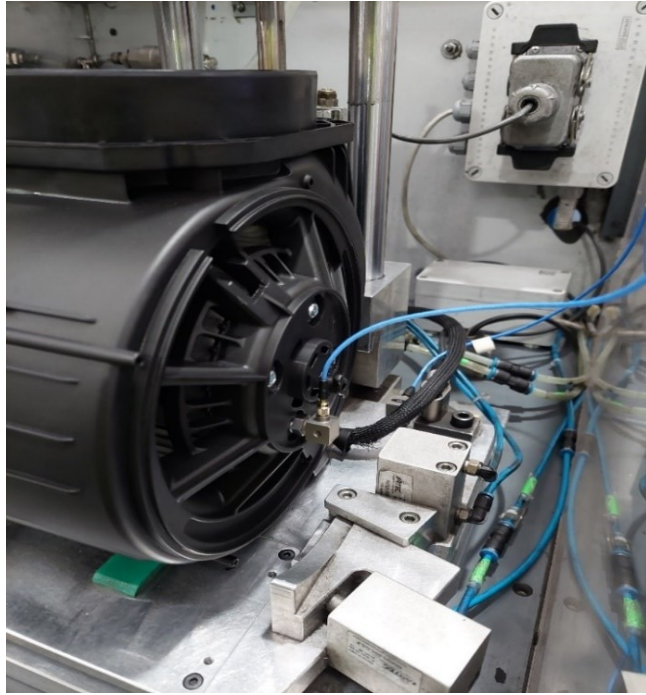


Figura 88: banco di collaudo ventilatore

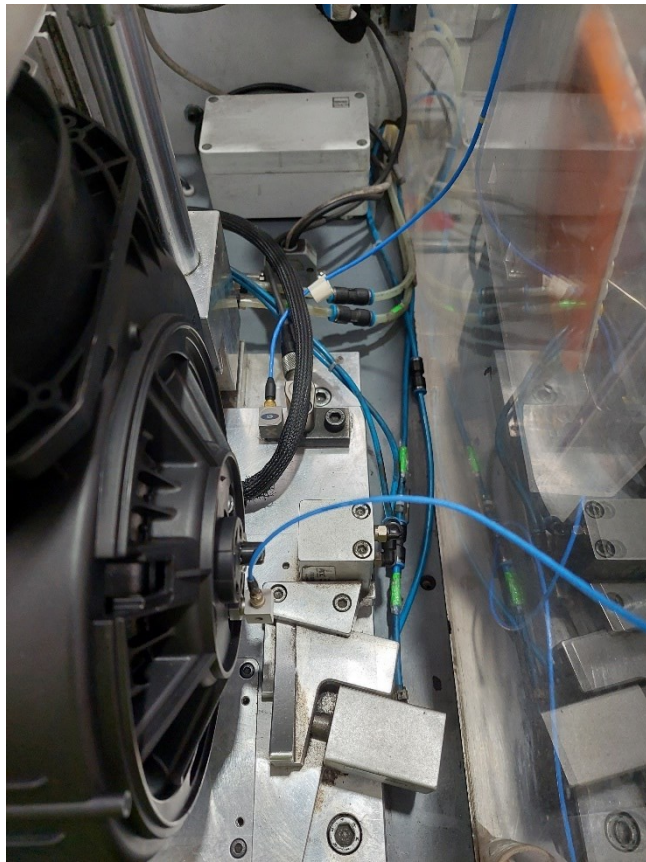


Figura 89: posizione accelerometri di misura

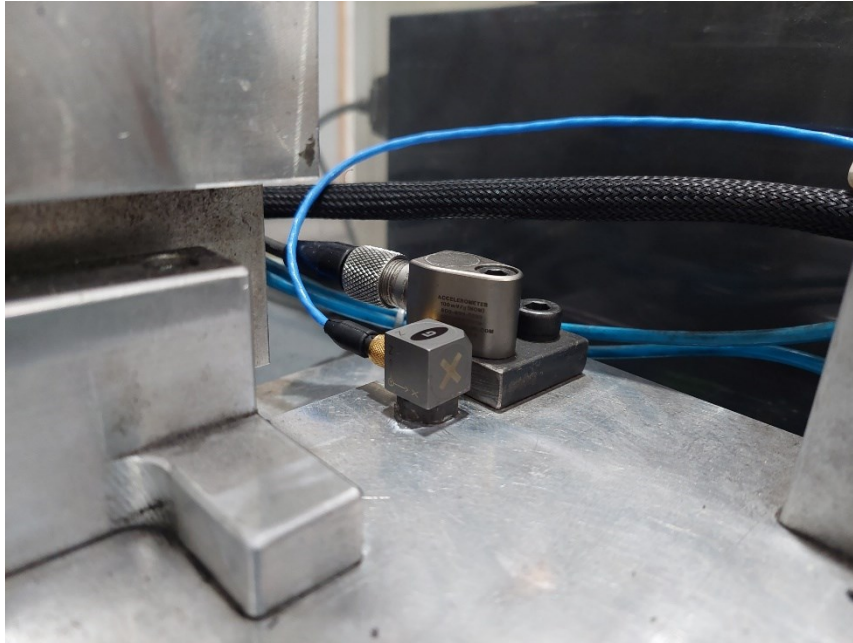


Figura 90: accelerometro triassiale su piastra

4.2 CLASSIFICAZIONE CON INDICATORI CALCOLATI DAI SEGNALI NEL TEMPO

Di seguito vengono riportati i risultati rilevanti ottenuti calcolando gli indici proposti al paragrafo 3.3 risultati efficaci nel classificare le due classi di ventilatori. Inoltre, vengono mostrati anche i dati relativi a quegli indicatori che, seppure non avessero dimostrato capacità di classificare nel setup “CQ”, in questo caso sono risultati buoni indici da monitorare per una procedura di selezione. Non vengono considerati i risultati degli indicatori che sono risultati essere in grado di classificare solo se calcolati dalle misure acquisite dal sensore posizionato sulla vite del motore con basetta magnetica. Viceversa, vengono riportati i risultati degli indici che, anche se non efficaci se calcolati dalle misure del sensore appena citato, sono buoni indicatori se calcolati dai segnali del sensore sulla piastra del banco di collaudo. Gli indici risultati essere utili solo in direzione tangenziale sono stati calcolati in direzione radiale. Nei grafici che seguono, la colonna di sinistra riprende i risultati ottenuti dalle misure acquisite con setup “CQ”, la colonna centrale quelli ottenuti dai segnali misurati dall’accelerometro attaccato in posizione analoga a quella delle misure della colonna di sinistra e infine, la colonna di destra i valori degli indici per le misure acquisite dal sensore incollato adiacente a quello industriale già presente. L’ordine delle righe rispetta l’ordine delle velocità di rotazione del motore durante le misure. I risultati dei ventilatori conformi sono riportati in verde, quelli dei ventilatori rumorosi in rosso. In ogni grafico sono riportati anche gli intervalli di confidenza ottenuti dai valori dei ventilatori conformi e con ampiezza pari a quattro volte la deviazione standard. RMS e STD non hanno dato esito positivo nella classificazione mentre la kurtosis, calcolata in direzione radiale, risulta classificare efficacemente (Figura 91). CF e IF non classificano nel setup “linea” mentre SF, in direzione radiale, funziona bene (Figura 92). MF restituisce buoni risultati in direzione radiale (Figura 93) ma perde efficacia in direzione assiale. Vpp, EOP, FM0 e l’indicatore ciclostazionario perdono completamente efficacia nella classificazione in questa configurazione ma i parametri di psicoacustica Loudness Sharpness e anche il Roughness questa volta, sono risultati molto efficaci (da Figura 94 a Figura 99).

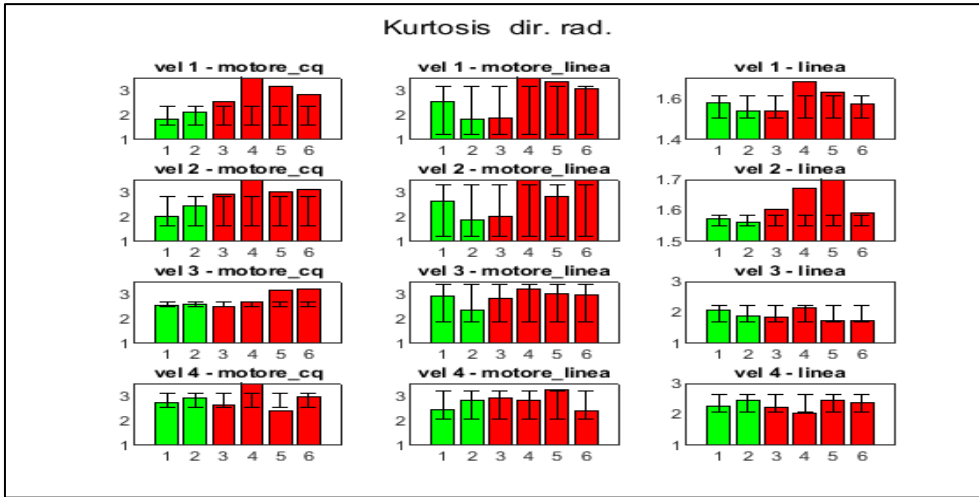


Figura 91: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Kurtosis direzione radiale

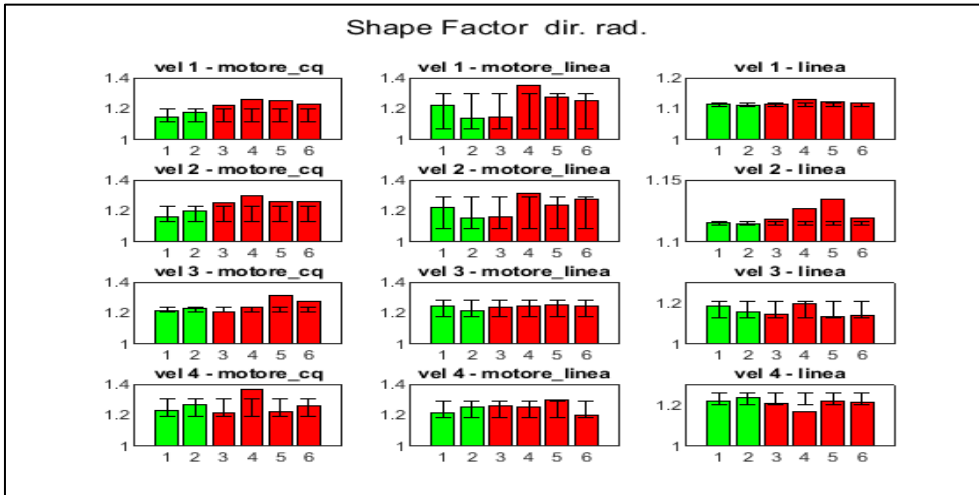


Figura 92: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Shape Factor direzione radiale

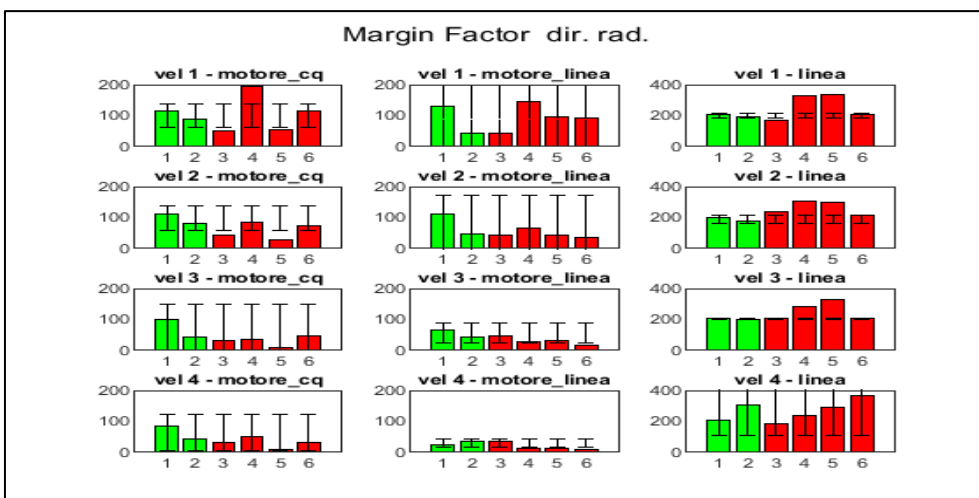


Figura 93: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Margin Factor direzione radiale

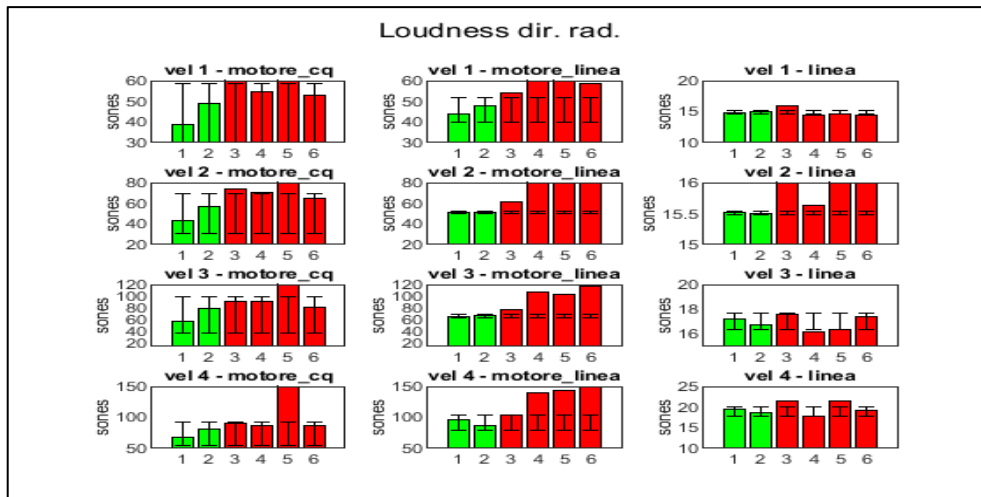


Figura 94: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Loudness direzione radiale

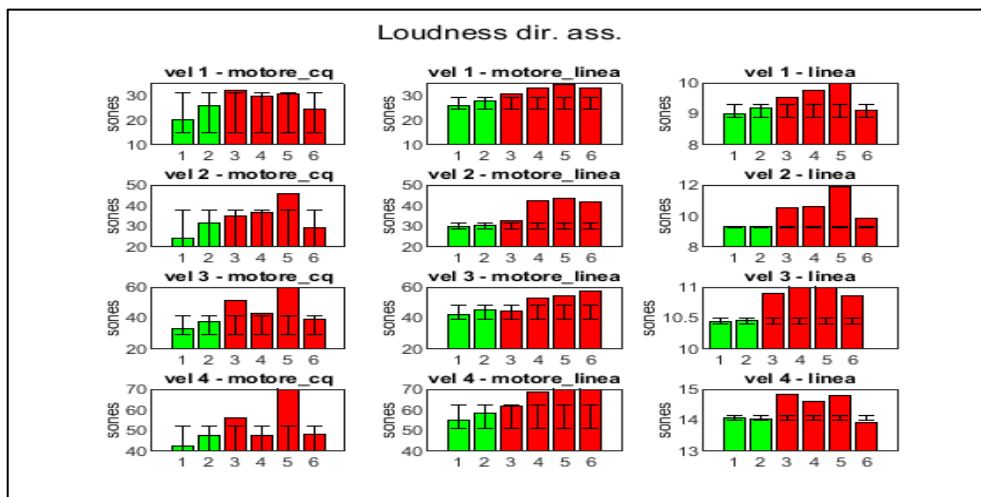


Figura 95: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Loudness direzione assiale

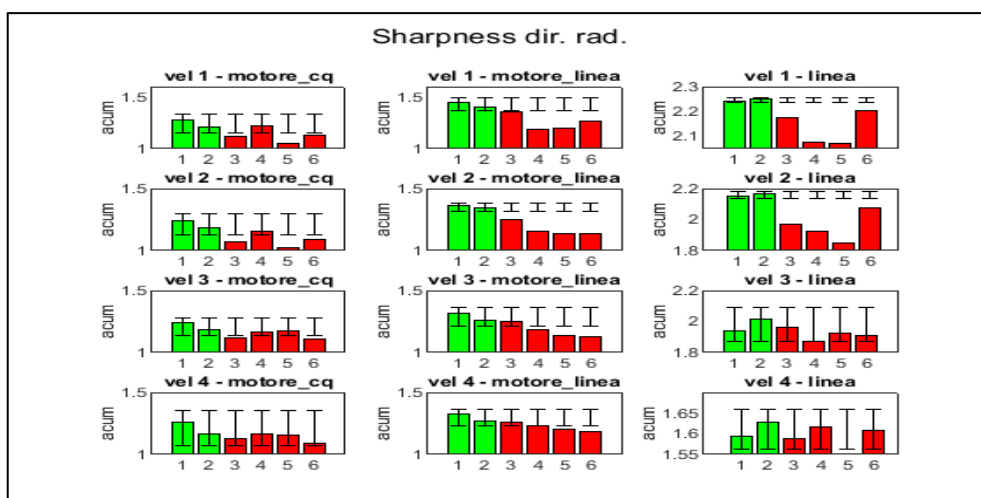


Figura 96: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Sharpness direzione radiale

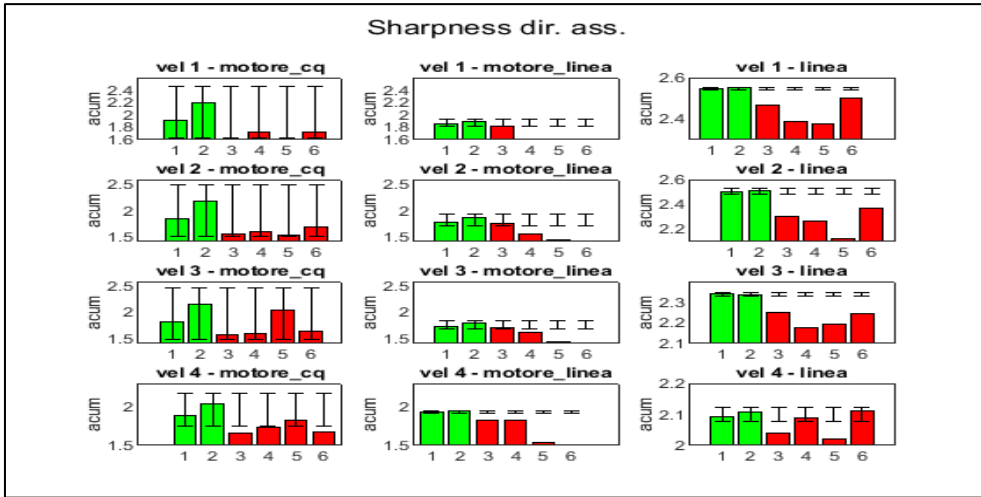


Figura 97: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Sharpness direzione assiale

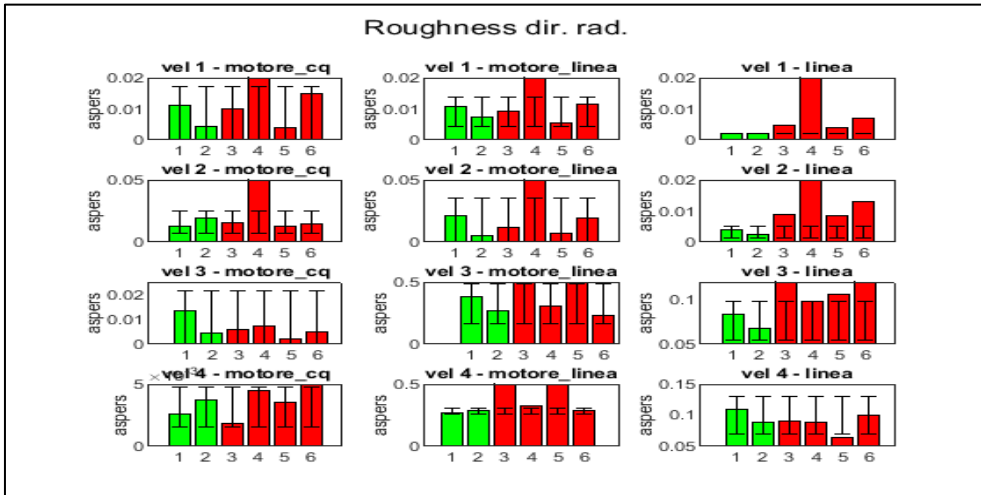


Figura 98: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Roughness direzione radiale

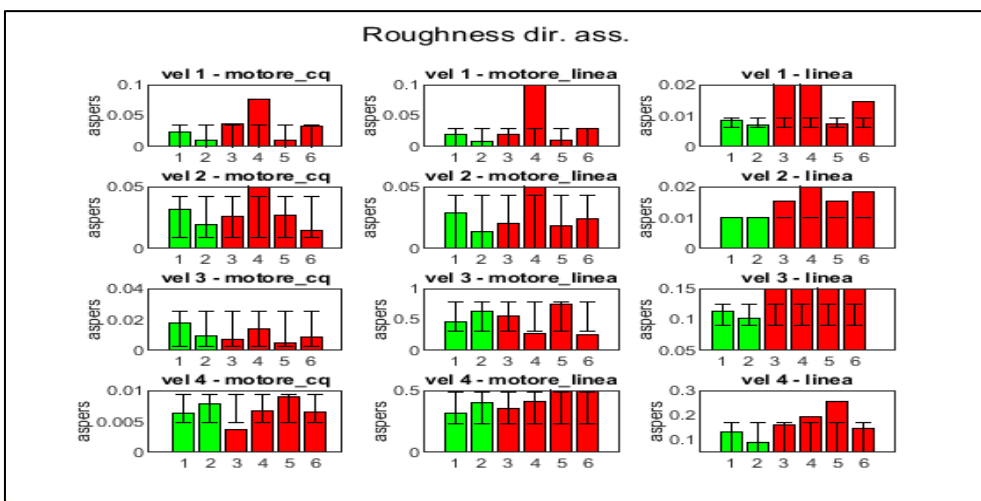


Figura 99: confronto setup "CQ" e setup "linea"- Roughness direzione assiale

4.3 CLASSIFICAZIONE CON APPROCCIO STATISTICO

Rispettando il formato dei grafici mostrati al paragrafo precedente, vengono riportati di seguito i risultati ottenuti invece utilizzando l'approccio basato sul calcolo delle funzioni di distribuzione delle probabilità e il calcolo degli indicatori presentati nel paragrafo 3.4. Questo approccio si era dimostrato molto più robusto, separando con maggiore confidenza i ventilatori. Per chiarezza, anche in questo paragrafo, non vengono considerati i risultati degli indicatori che sono risultati essere in grado di classificare solo se calcolati dalle misure acquisite dal sensore posizionato sulla vite del motore con bassetta magnetica. Viceversa, vengono riportati i risultati degli indici che, anche se non funzionanti se calcolati dalle misure del sensore appena citato, sono buoni indicatori se calcolati dai segnali del sensore sulla piastra del banco di collaudo. In ogni grafico sono riportati anche gli intervalli di confidenza ottenuti dai valori dei ventilatori conformi e con ampiezza pari a quattro volte la deviazione standard. Il riquadro rosso identifica l'utilizzo del primo metodo di calcolo delle distribuzioni, il giallo quello basato sulla PSD, il verde quello relativo al metodo delle permutazioni, in azzurro quello relativo alle wavelet e in viola quello ottenuto con la decomposizione EMD. Dai grafici si osserva che, per il primo modo la KLD è ancora un ottimo indicatore (Figure 100 e 101), la JRD si mantiene efficace in direzione assiale e lo è anche in direzione radiale (Figure 102 e 103) ma le entropie non mantengono la capacità di classificare. Utilizzando la PSD, sia la KLD che la JRD rimangono estremamente efficaci in entrambe le direzioni (da Figura 104 a Figura 107) mentre, le entropie diventano inefficaci e solo in direzione assiale la cross-entropia mantiene la classificazione (Figura 108). Per il terzo metodo, entrambe le divergenze sono ottimi indicatori (da Figura 109 a Figura 112). R_θ (Figura 113), $T_{s\theta}$ (Figura 114), $eT_{s\theta}$ (Figura 115) e H (Figura 116) funzionano solo in direzione assiale. Per il quarto modo si ottengono ottimi risultati per entrambe le divergenze sia radialmente che assialmente (da Figura 117 a Figura 120) mentre S (Figura 121), $eT_{s\theta}$ (Figura 122) e H (Figura 123), che erano risultati buoni indicatori in direzione tangenziale, classificano bene in direzione radiale. Infine, utilizzando il quinto metodo di calcolo delle distribuzioni, solo la KLD in direzione radiale (Figura 124) e la JRD in entrambe le direzioni (Figure 125 e 126) continuano a classificare.

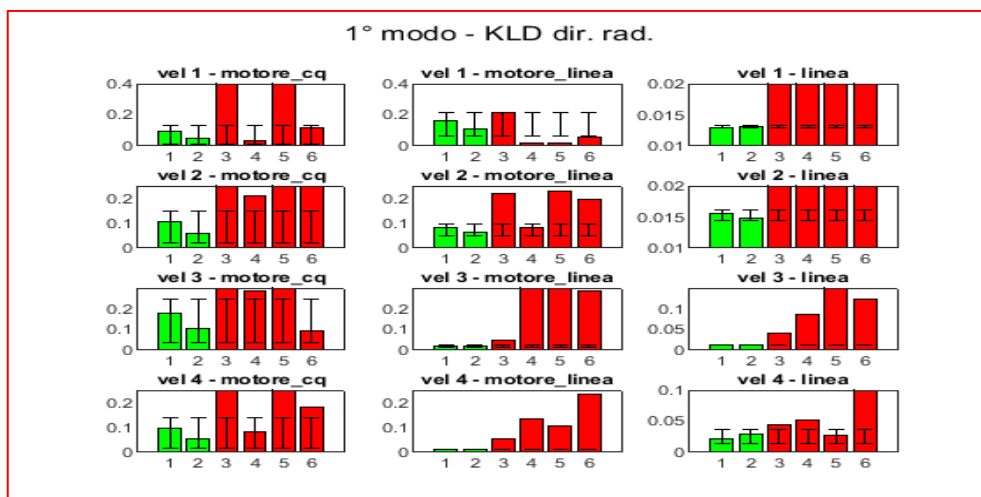


Figura 100: confronto setup "CQ" e setup "linea" - 1° modo - KLD dir. rad.

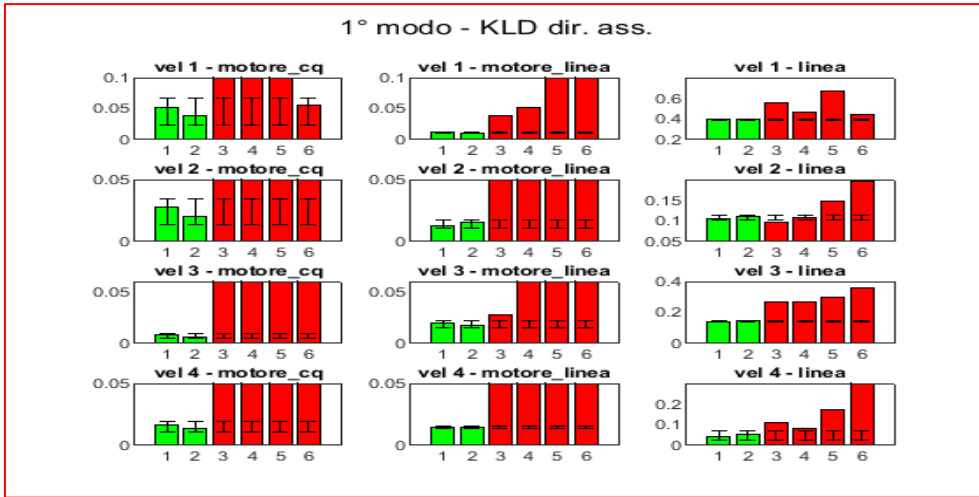


Figura 101: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 1° modo - KLD dir. ass.

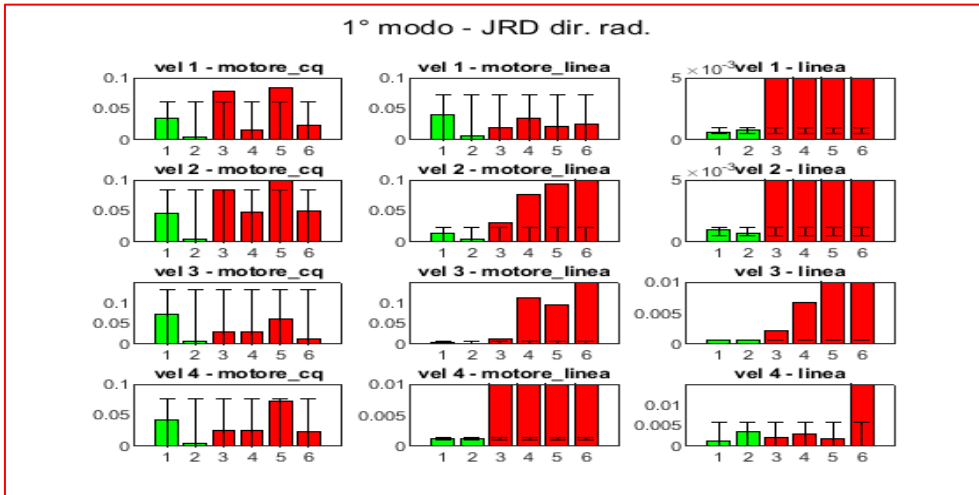


Figura 102: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 1° modo - JRD dir. rad.



Figura 103: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 1° modo - JRD dir. ass.

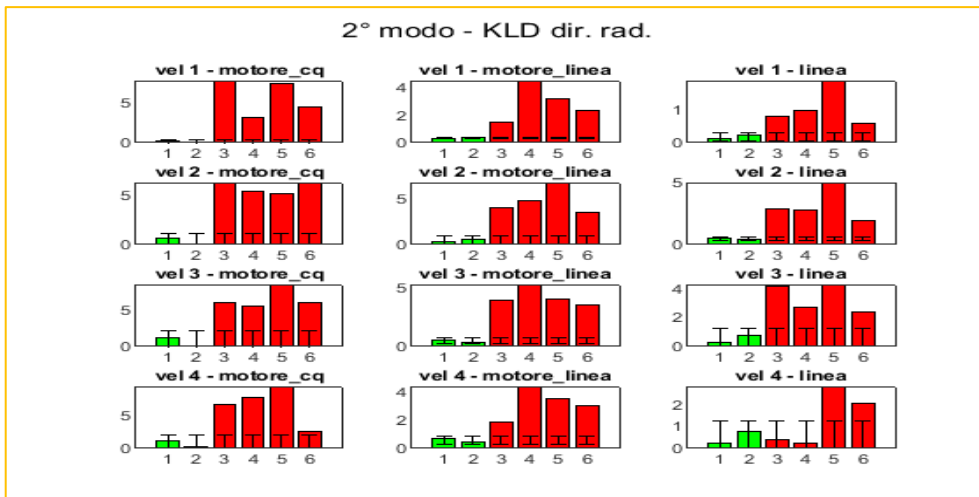


Figura 104: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 2° modo - KLD dir. rad

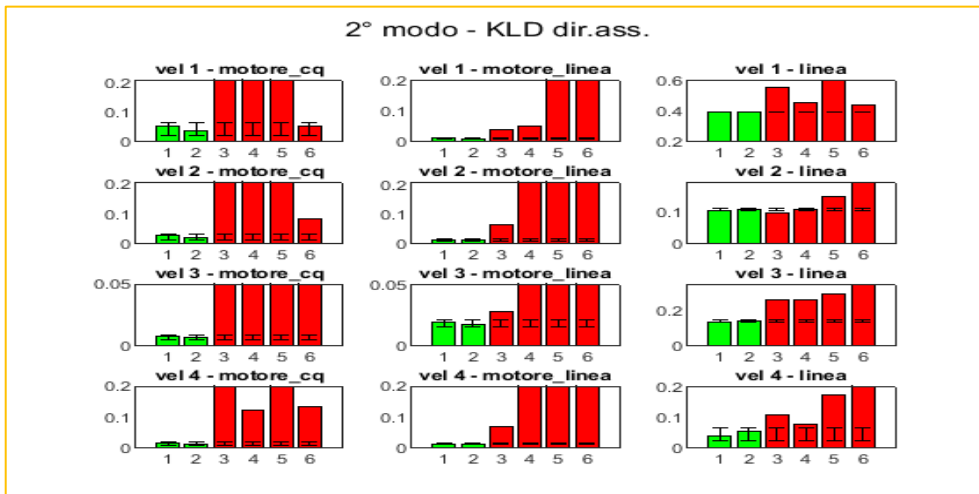


Figura 105: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 2° modo - KLD dir. ass.

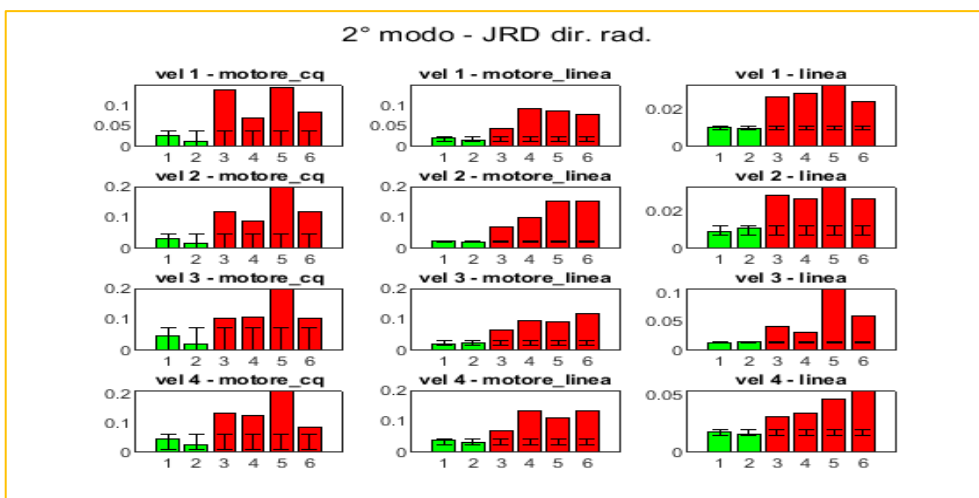


Figura 106: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 2° modo - JRD dir. rad.



Figura 107: confronto setup "CQ" e setup "linea" - 2° modo - JRD dir. ass.

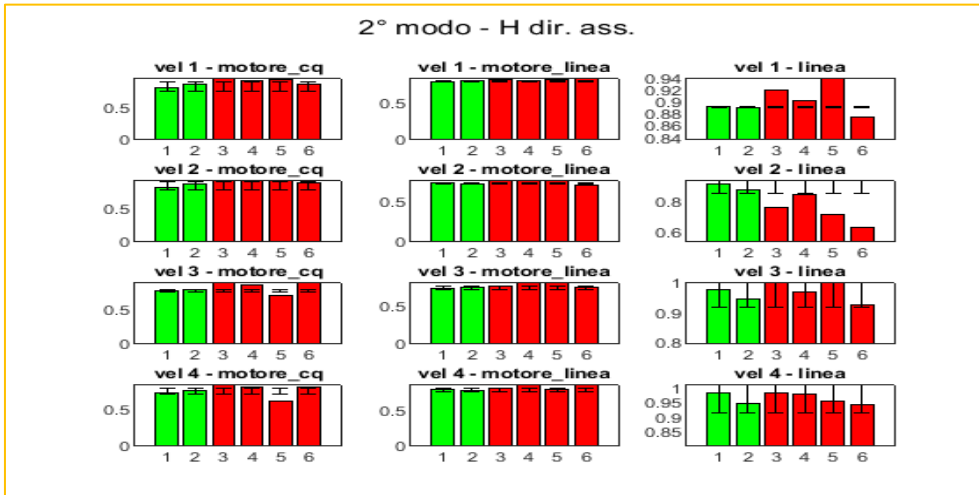


Figura 108: confronto setup "CQ" e setup "linea" - 2° modo - H dir. ass.

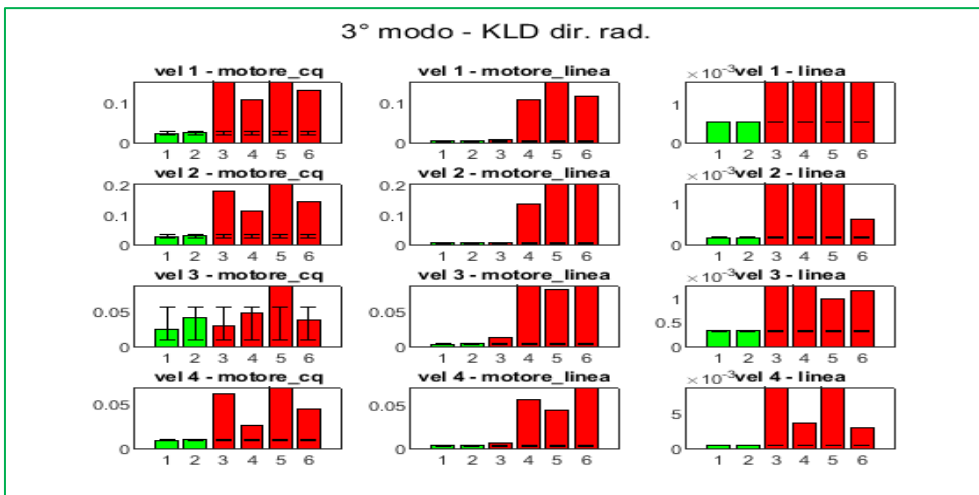


Figura 109: confronto setup "CQ" e setup "linea" - 3° modo - KLD dir. rad.

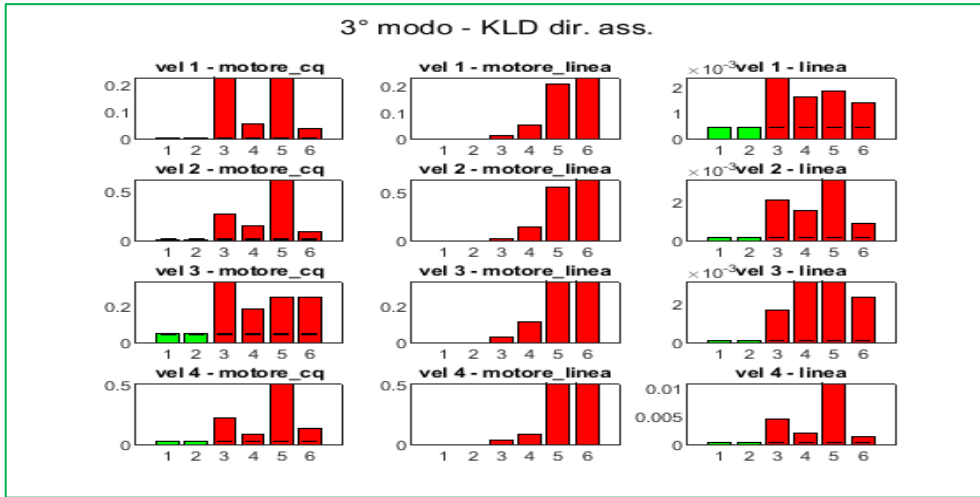


Figura 110: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - KLD dir. ass.

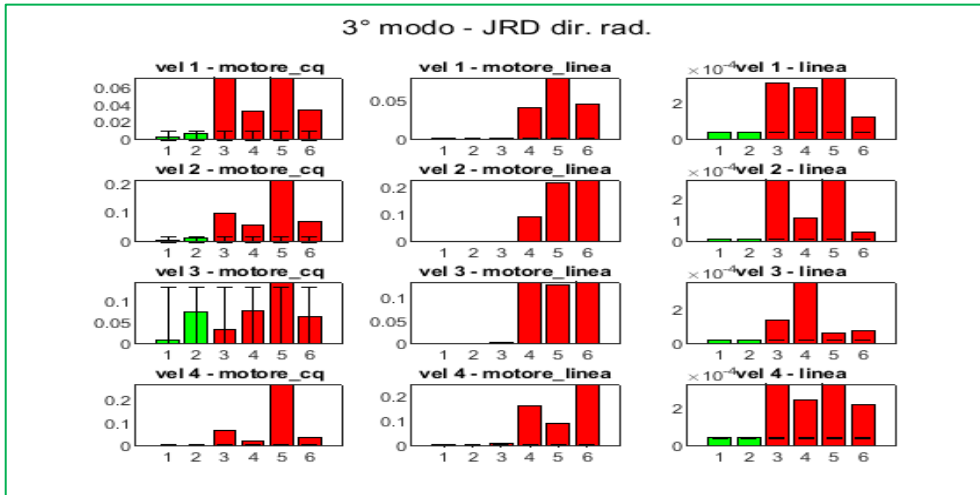


Figura 111: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - JRD dir. rad.

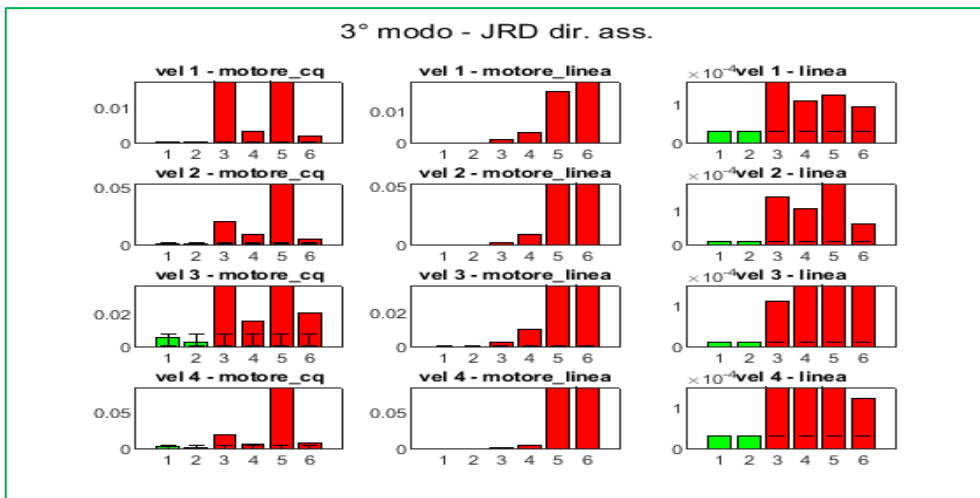


Figura 112: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - JRD dir. ass.

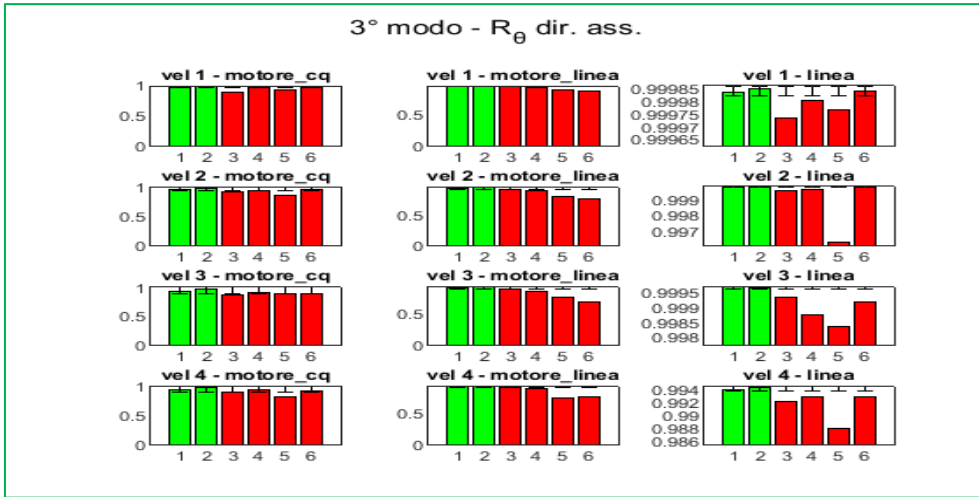


Figura 113: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - R dir. ass.

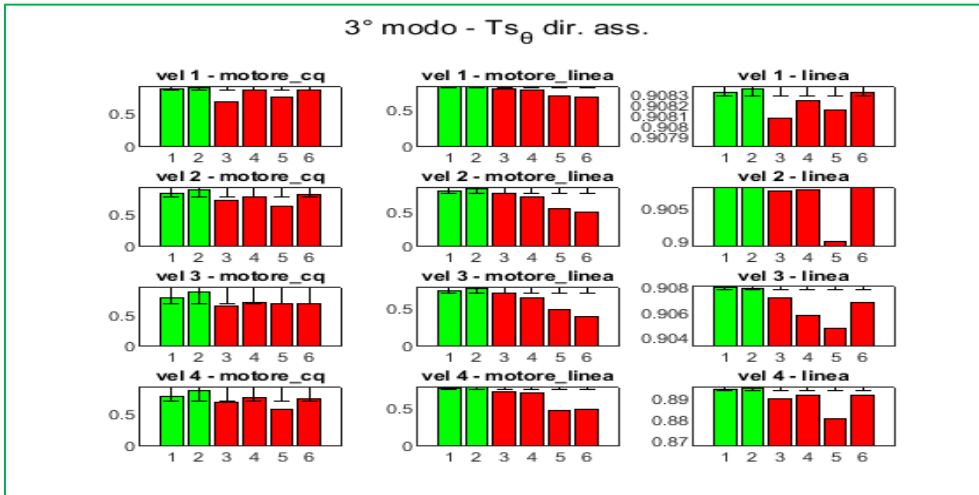


Figura 114: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - Ts dir. ass.

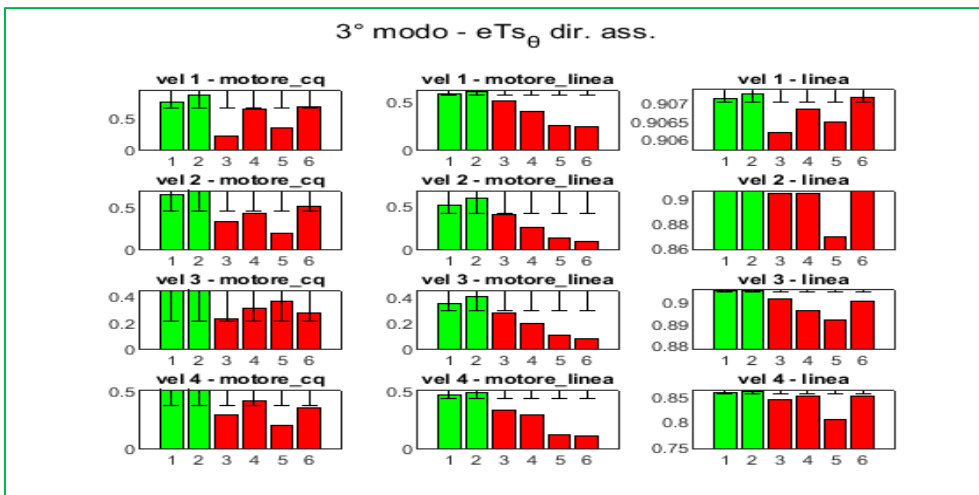


Figura 115: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - eTs dir. ass.

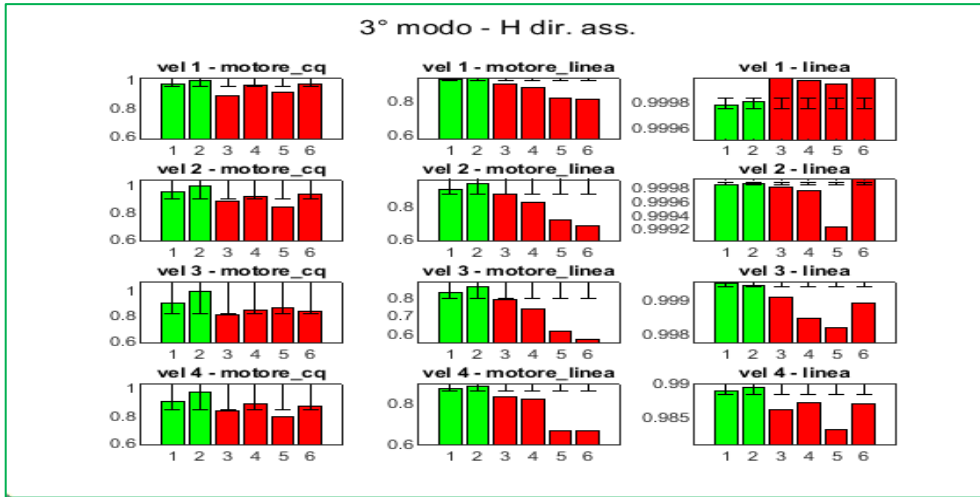


Figura 116: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 3° modo - H dir. ass.

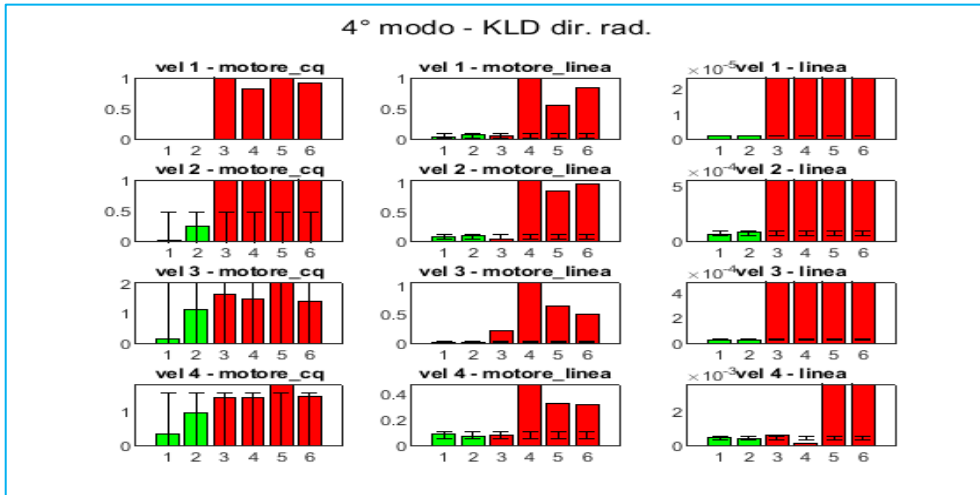


Figura 117: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 4° modo - KLD dir. rad.

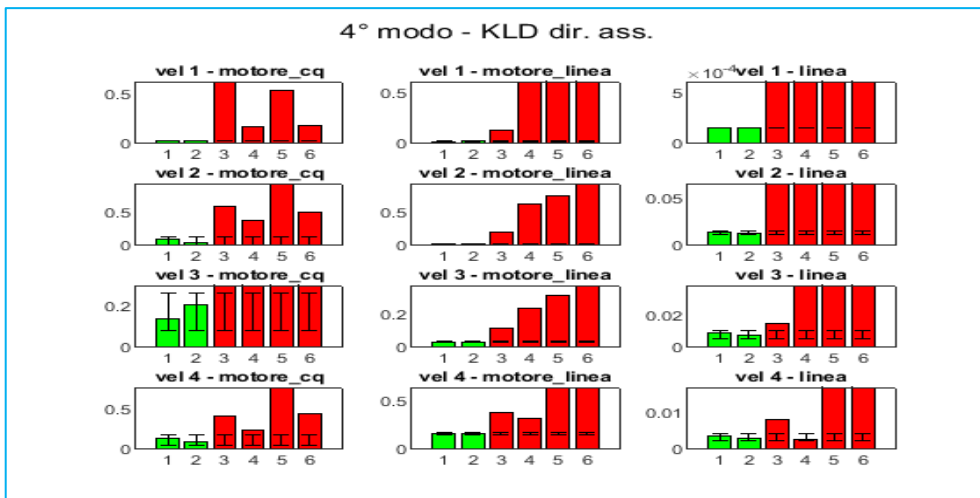


Figura 118: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 4° modo - KLD dir. ass.

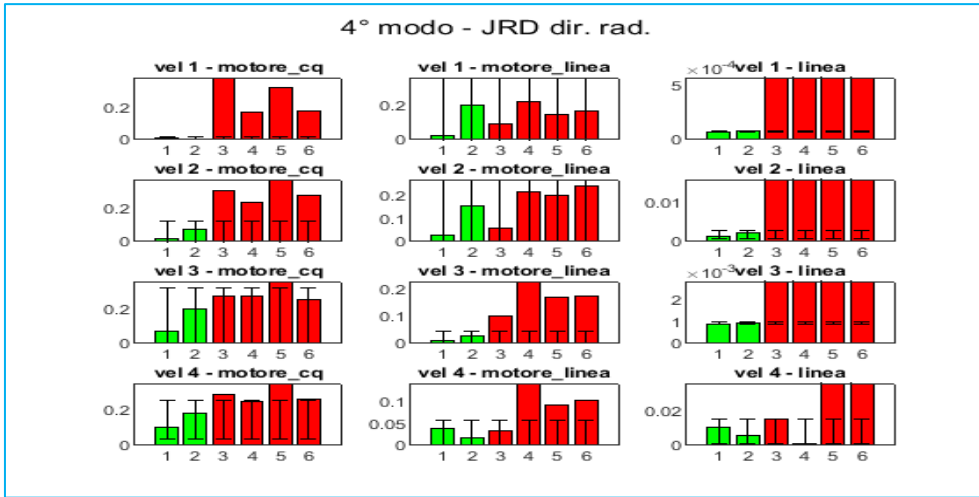


Figura 119: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 4° modo - JRD dir. rad.



Figura 120: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 4° modo - JRD dir. ass.

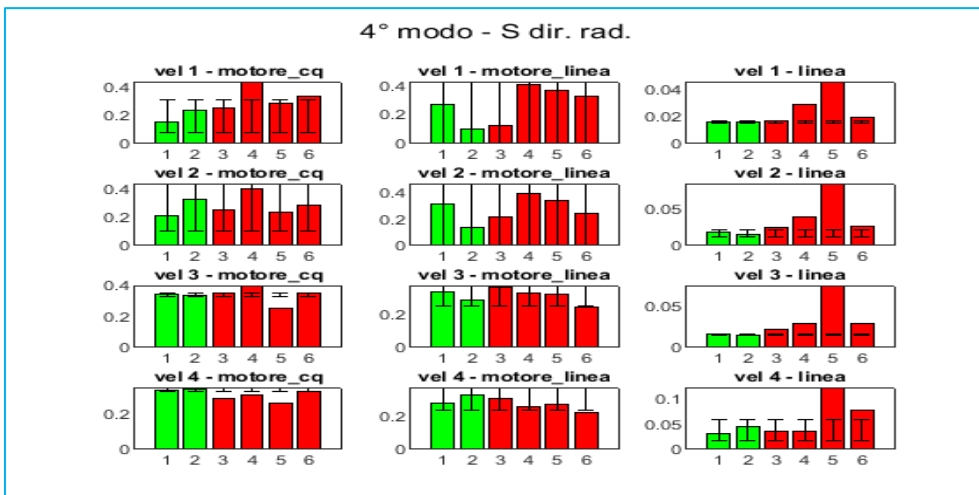


Figura 121: confronto setup "CQ" e setup "linea"- 4° modo - S dir. rad.

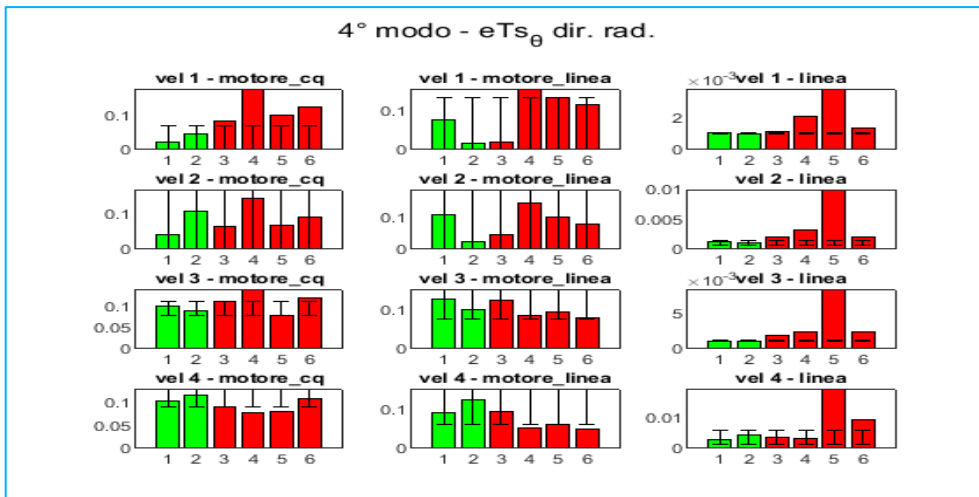


Figura 122: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - eTs dir. rad.

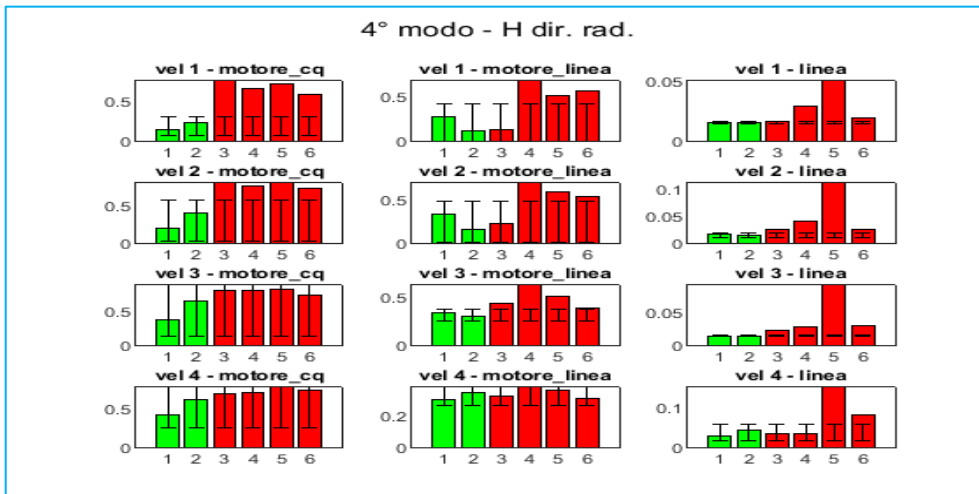


Figura 123: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 4° modo - H dir. rad.

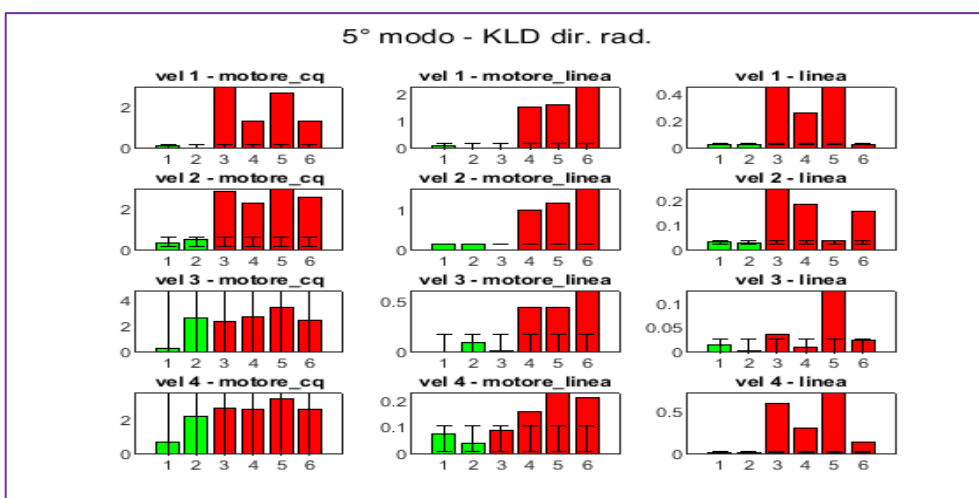


Figura 124: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 5° modo - KLD dir. rad.

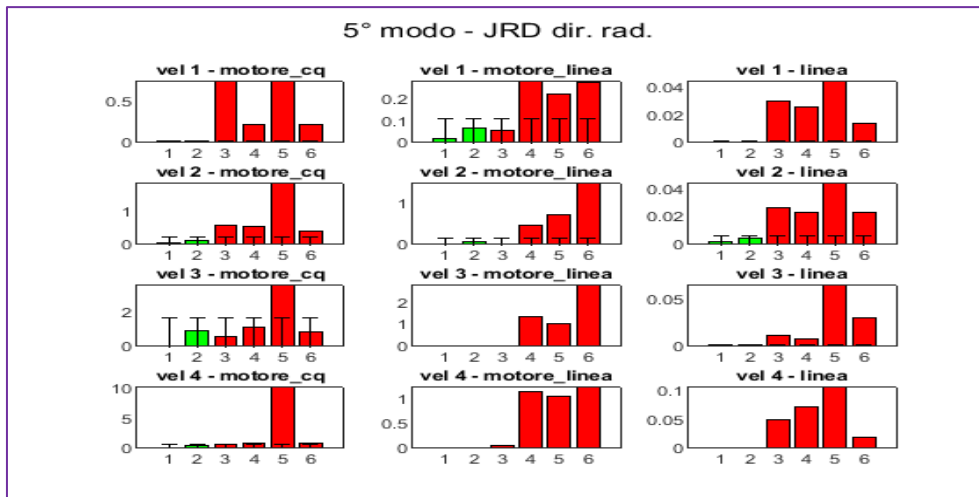


Figura 125: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 5° modo - JRD dir. rad.

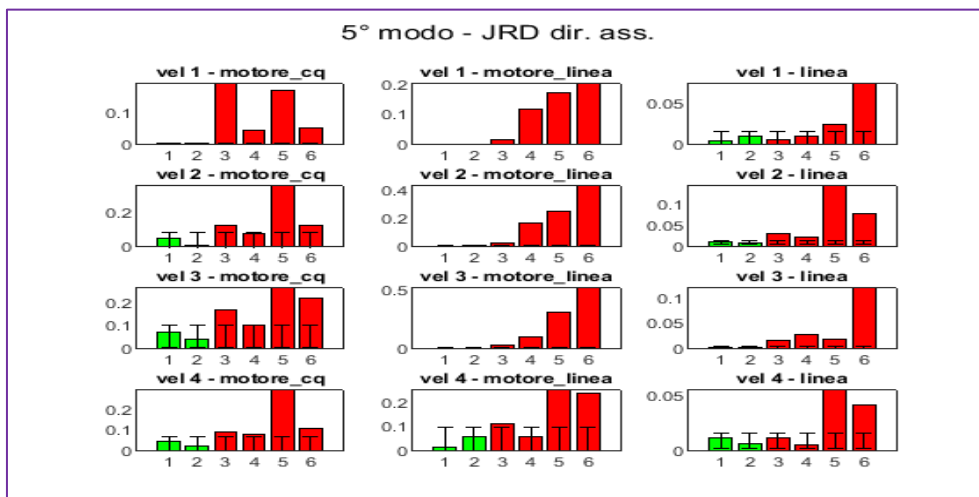


Figura 126: confronto setup “CQ” e setup “linea”- 5° modo - JRD dir. ass.

4.4 RISULTATI CONCLUSIVI

In questo capitolo sono stati presentati i risultati ottenuti dalle misure registrate utilizzando il setup “linea”. Si osserva che la posizione obbligata del sensore riduce notevolmente le informazioni contenute nel segnale accelerometrico e pochi parametri sono risultati essere ancora efficaci. In particolare, degli indici calcolati dai segnali temporali, solo Kurtosis, Shape Factor, Margin Factor, Loudness, Sharpness e Roughness ancora classificano efficacemente i ventilatori. Utilizzando l’approccio proposto in questo lavoro si conclude invece che le divergenze sono sempre molto robuste mentre le entropie e la cross-entropia funzionano solo per il terzo e quarto metodo. Un altro risultato rilevante è che la seconda velocità di funzionamento è la più idonea per la classificazione.

5

VERIFICA DELLA ROBUSTEZZA DEGLI INDICATORI PER LA SELEZIONE DEI VENTILATORI

5.1 INTRODUZIONE

Il lavoro svolto fino ad ora ha permesso di testare diversi indici noti in letteratura e confrontarli con i risultati ottenuti applicando una procedura basata sul calcolo delle divergenze ed entropie partendo dalle distribuzioni di probabilità. Molti di questi indicatori hanno dimostrato ottima capacità di scindere le due classi di ventilatori quando le misure sono acquisite da un sensore prossimo al motore ma, quando calcolati dal segnale misurato dal sensore installato sulla base del banco di collaudo, solo pochi rimangono efficaci. Al fine di stabilire se questi indicatori siano robusti serve aumentare la confidenza testandoli nello stesso setup ma con più campioni. In questo capitolo verranno presentati i risultati ottenuti mettendo a confronto i risultati degli indicatori precedentemente introdotti e risultati efficaci calcolati su una quantità di ventilatori maggiore. Per la prova sono stati utilizzati ulteriori dieci ventilatori classificati come conformi e un altro ventilatore rumoroso, per un totale di diciassette ventilatori. Quest'ultimo ventilatore in particolare, è stato aggiunto perché classificato come rumoroso ma ritenuto un caso di incertezza. Nei grafici che seguono viene utilizzato lo stesso formato dei capitoli precedenti per rappresentare i risultati e quindi in verde i risultati per i ventilatori conformi e in rosso per quelli rumorosi, nelle colonne di sinistra sempre i dati relativi alle misure del sensore posizionato sul motore e nelle colonne di destra quelli relativi alle acquisizioni sulla piastra del banco di collaudo. In tutti i grafici è riportato anche l'intervallo di confidenza calcolato come nei capitoli precedenti. I parametri di acquisizione sono i medesimi utilizzati nelle analisi precedenti.

5.2 VERIFICA INDICATORI CALCOLATI DAI SEGNALI NEL TEMPO

In questo paragrafo sono riportati i risultati relativi agli indicatori calcolati dai segnali nel dominio del tempo che erano risultati efficaci anche nel setup "linea". Dai grafici si osserva che Kurtosis (Figura 127), Shape Factor (Figura 128), Margin Factor (Figura 129) e Loudness (Figure 130 e 131) non si dimostrano indicatori robusti aumentando la numerosità. Lo Sharpness perde efficacia in direzione radiale (Figura 132) e risulta essere al limite dell'intervallo di confidenza in direzione assiale (Figura 133), il Roughness perde efficacia in direzione radiale (Figura 134) e si mantiene un buon indicatore in direzione assiale (Figura 135). Purtroppo, in ottica di utilizzo del sensore industriale, il quale misura in direzione radiale, nessun parametro risulta essere ancora efficace per la selezione.

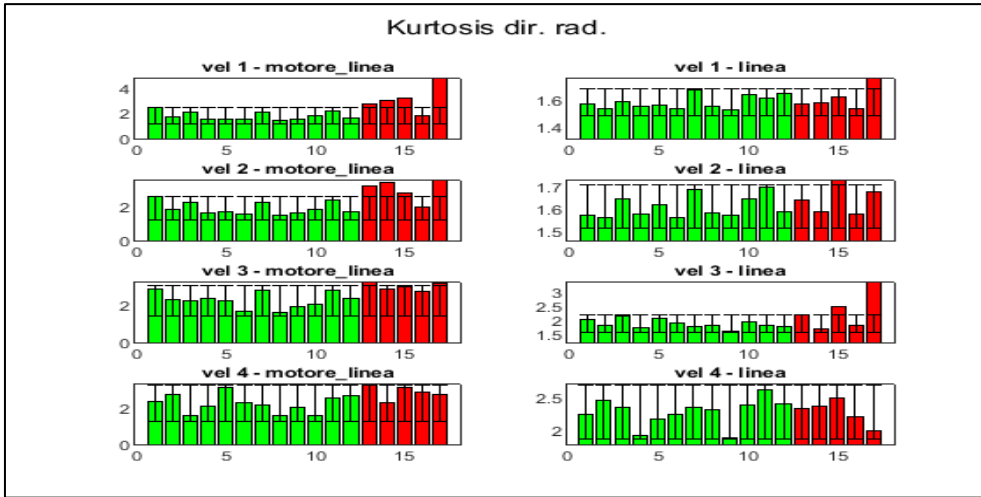


Figura 127: verifica Kurtosis dir. rad.

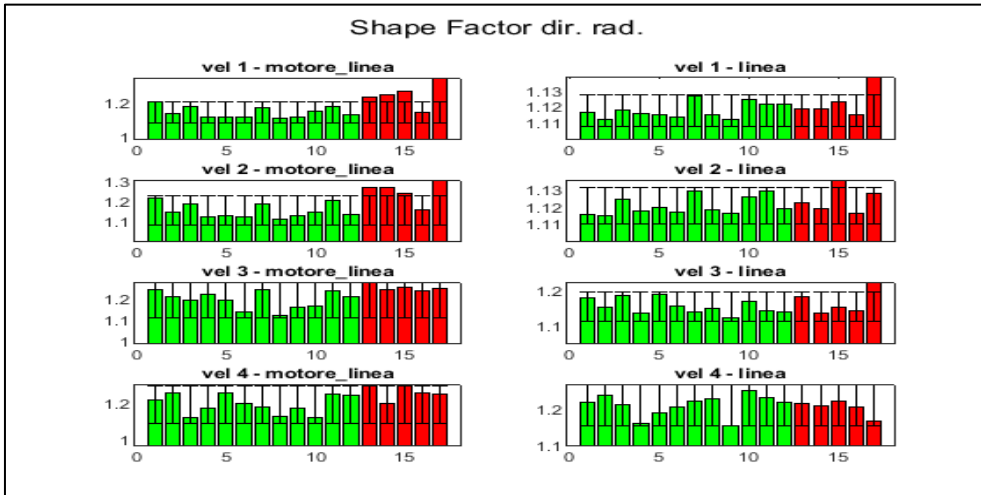


Figura 128: verifica Shape Factor dir. rad.

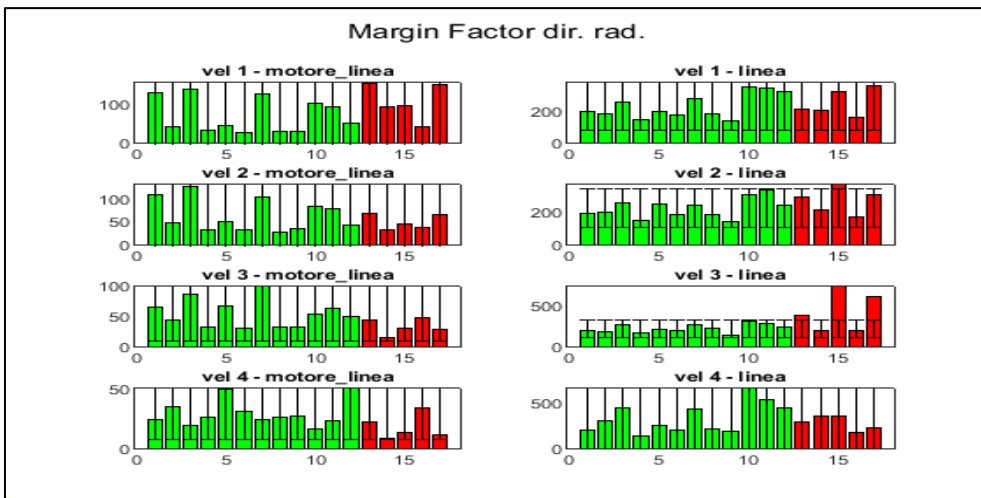


Figura 129: verifica Margin Factor dir. rad.

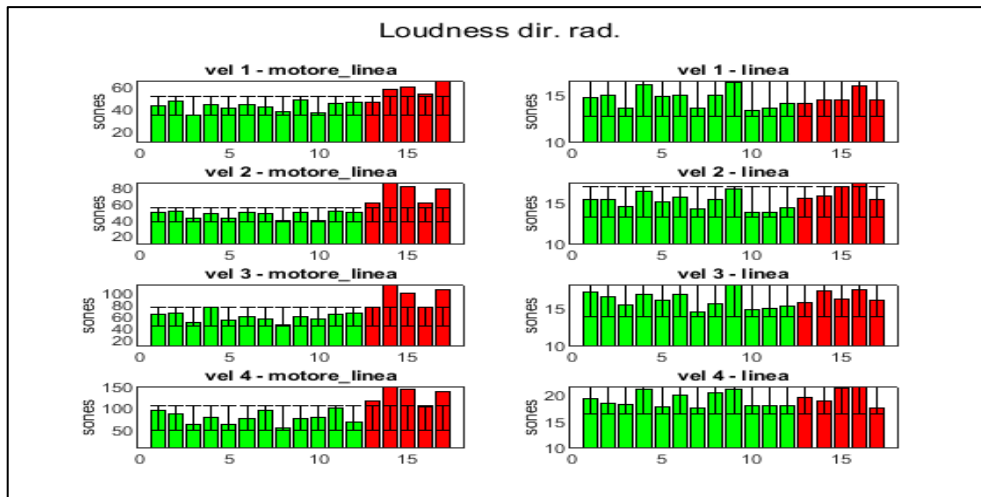


Figura 130: verifica Loudness dir. rad.

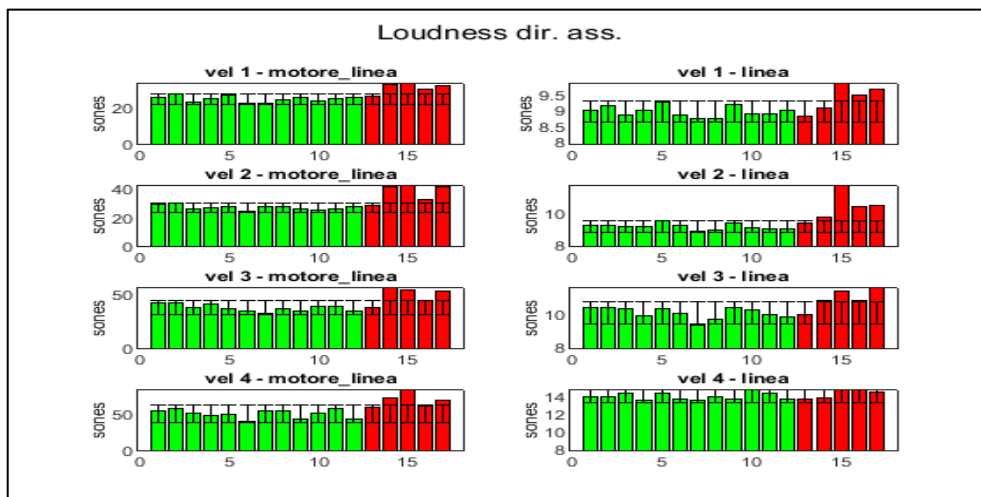


Figura 131: verifica Loudness dir. ass.

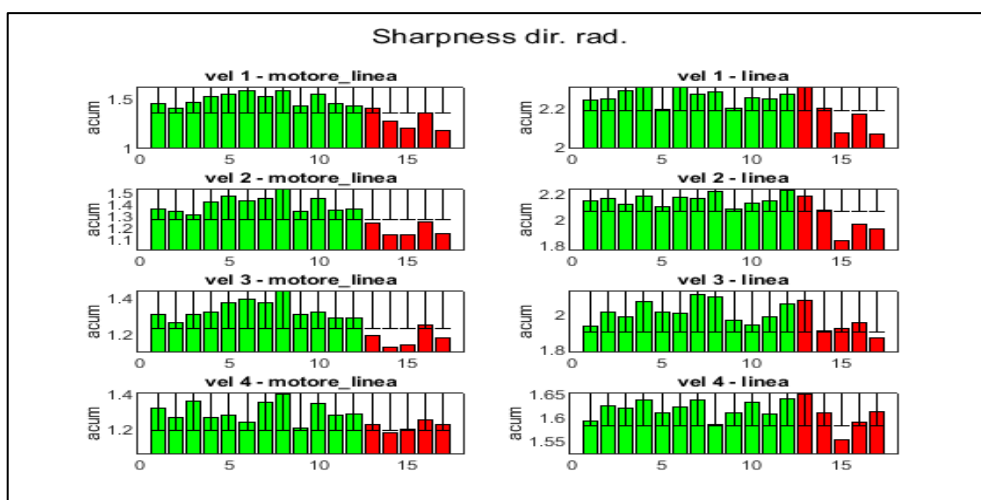


Figura 132: verifica Sharpness dir. rad.

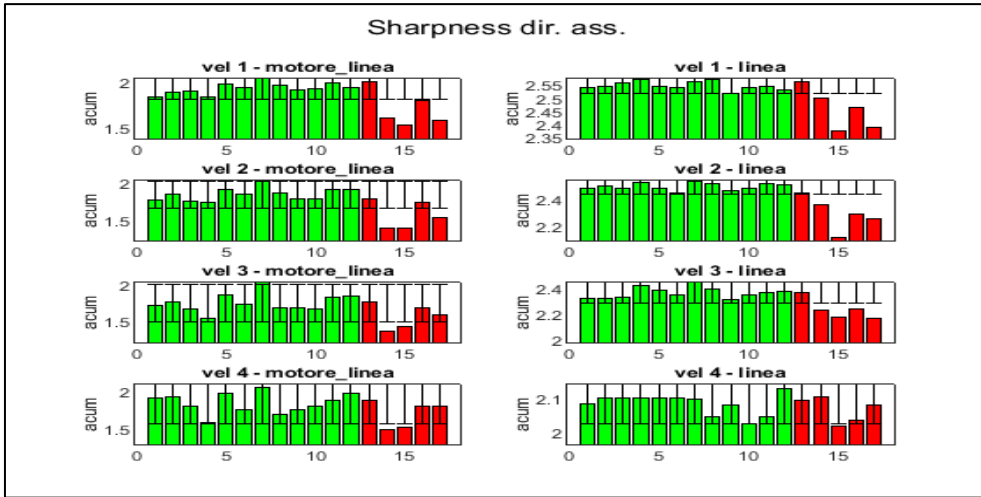


Figura 133: verifica Sharpness dir. ass.

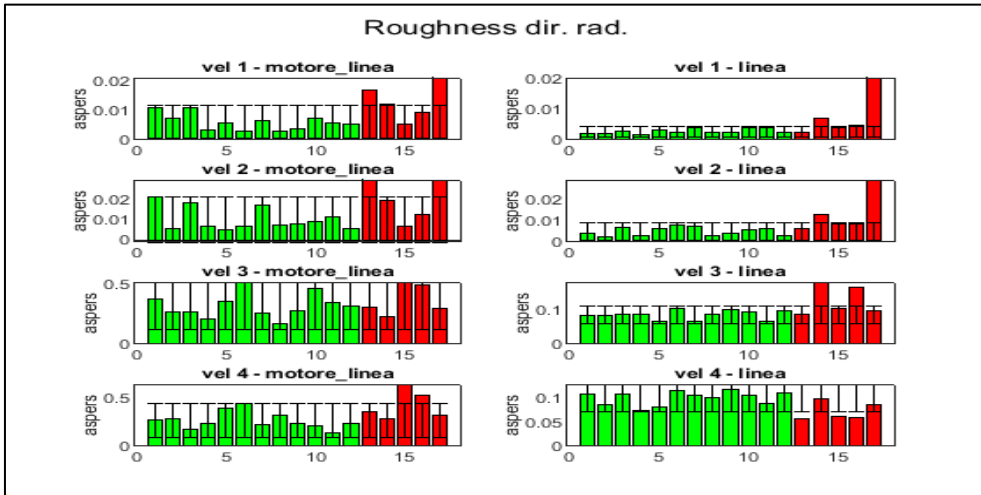


Figura 134: verifica Roughness dir. rad.

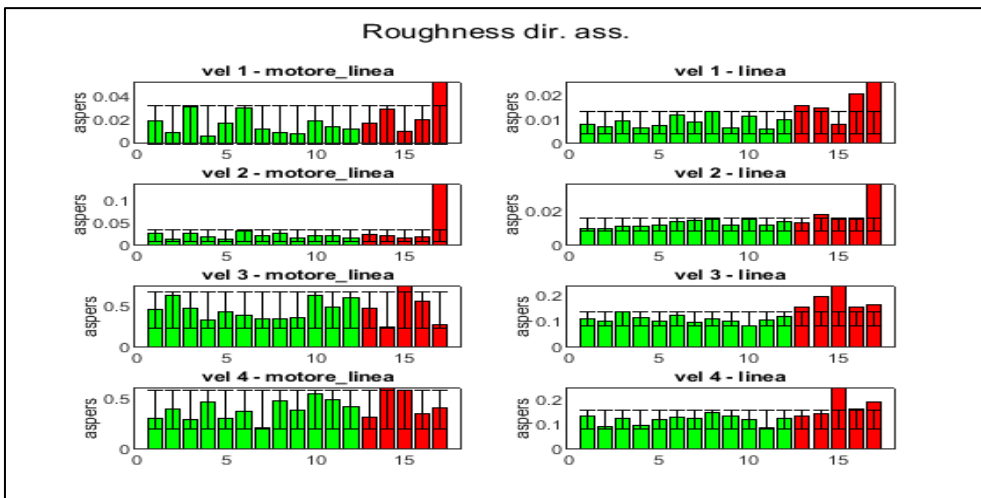


Figura 135: verifica Roughness dir. ass.

5.3 VERIFICA INDICATORI OTTENUTI CON APPROCCIO STATISTICO

In questo paragrafo vengono riportati i risultati relativi agli indici ottenuti con la metodologia proposta e che sono risultati essere efficaci nel setup “linea”. Il formato dei grafici rispetta quello utilizzato al paragrafo 4.2. Per il primo modo si osserva che sia la KLD (Figure 136 e 137) che la JRD (Figure 138 e 139), in entrambe le direzioni, perdono efficacia. Risultati analoghi si ottengono per gli indicatori calcolati dalle distribuzioni ricavate dalle PSD (da Figura 140 a Figura 144). Anche utilizzando il terzo metodo tutti gli indicatori perdono capacità di classificare (da Figura 145 a Figura 152). Infine, neppure gli indicatori ottenuti con il quarto metodo (da Figura 153 a Figura 159) o con il quinto e ultimo metodo (da Figura 160 a Figura 162) risultano ancora efficaci.

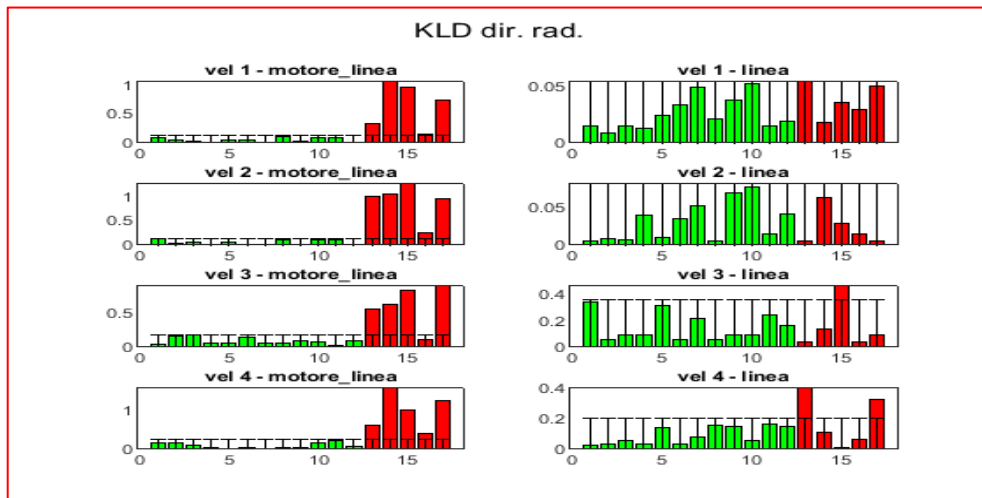


Figura 136: verifica KLD dir. rad - 1° modo

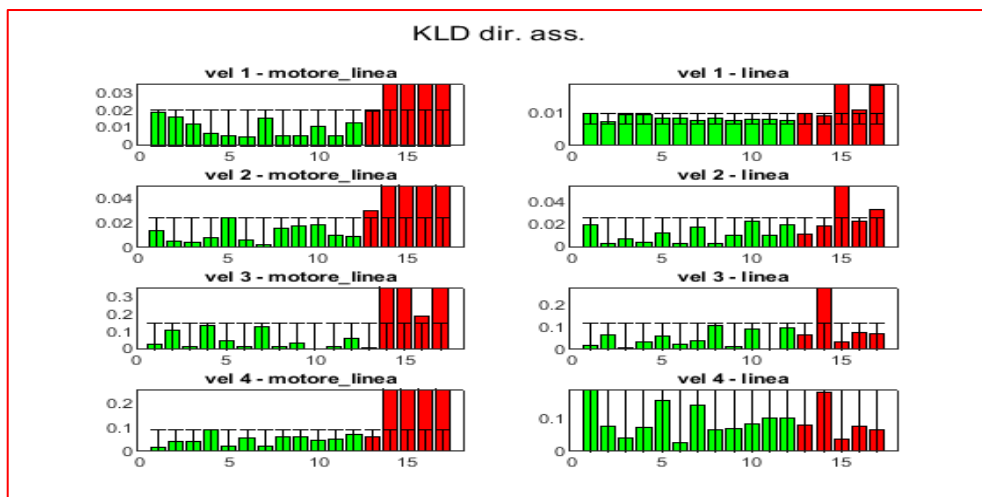


Figura 137: verifica KLD dir. ass. - 1° modo

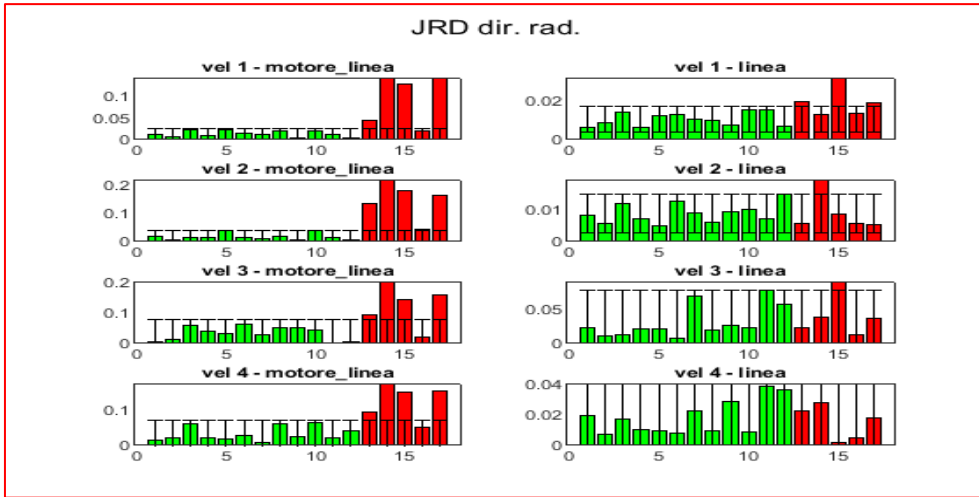


Figura 138: verifica JRD dir. rad. - 1° modo

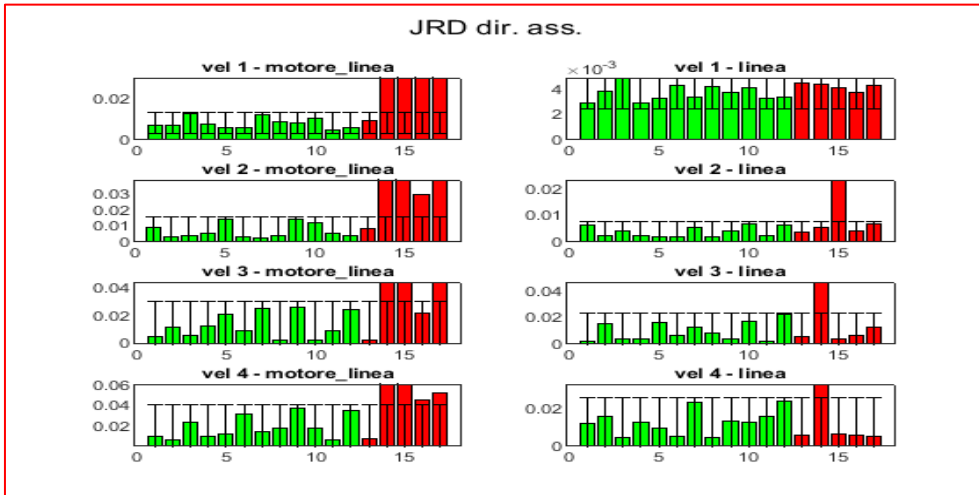


Figura 139: verifica JRD dir. ass. - 1° modo



Figura 140: verifica KLD dir. rad. - 2° modo

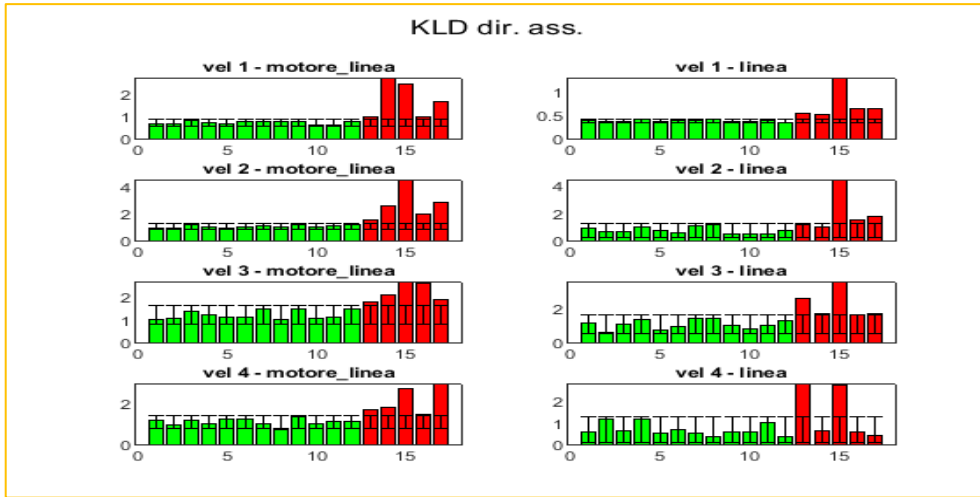


Figura 141: verifica KLD dir. ass. - 2° modo

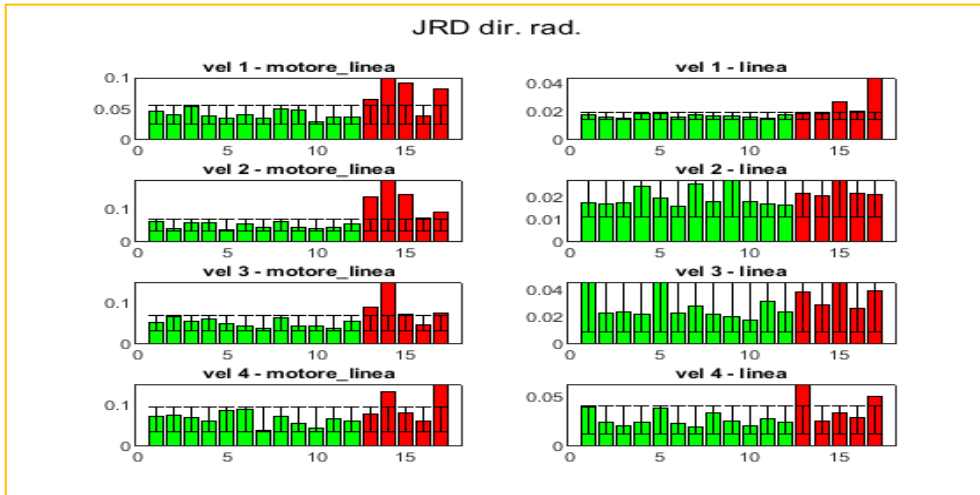


Figura 142: verifica JRD dir. rad. - 2° modo



Figura 143: verifica JRD dir. ass. - 2° modo

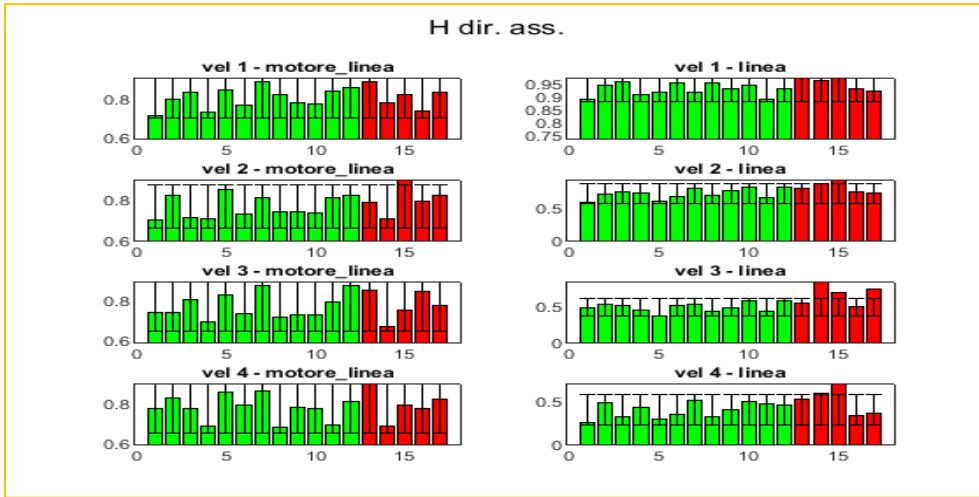


Figura 144: verifica H dir. ass. - 2° modo

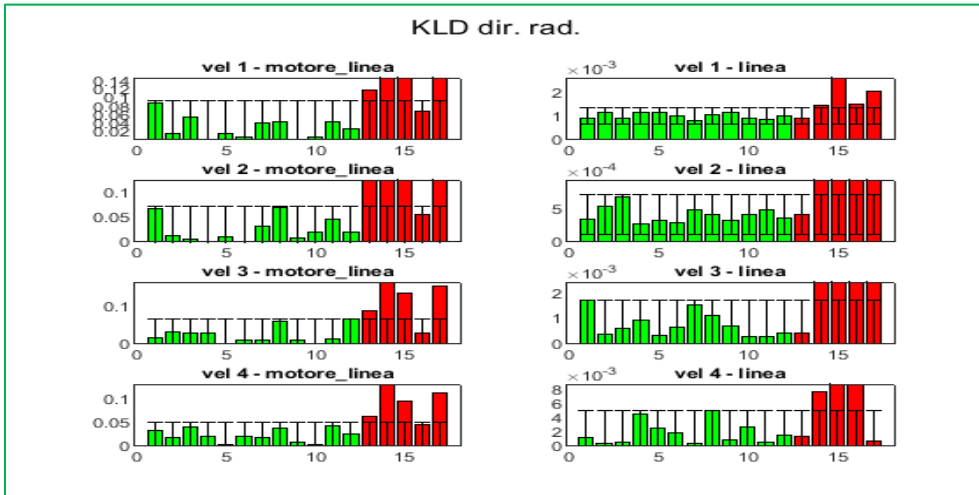


Figura 145: verifica KLD dir. rad. - 3° modo

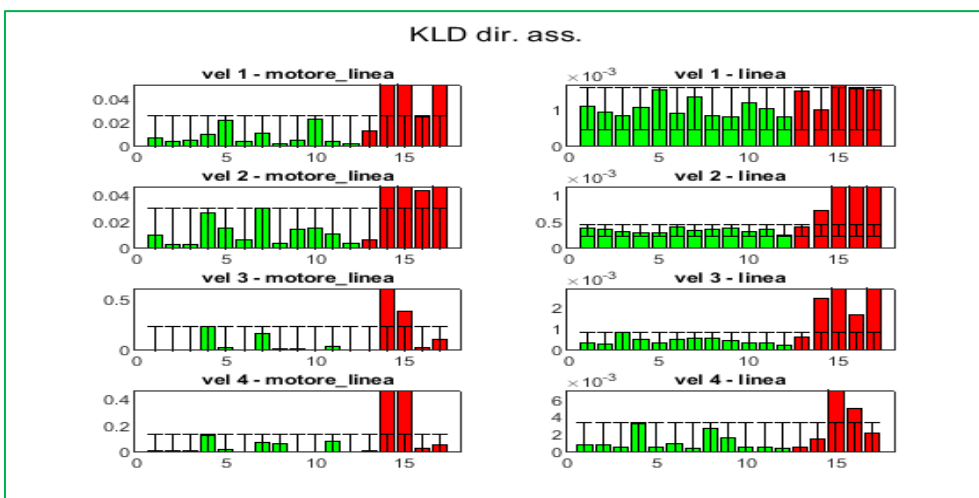


Figura 146: verifica KLD dir. ass. - 3° modo

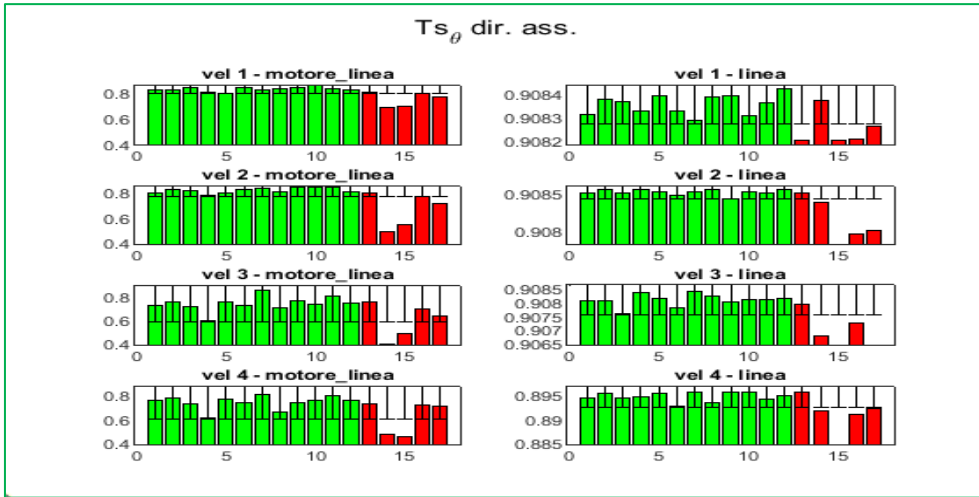


Figura 150: verifica Ts_θ dir. ass. - 3° modo

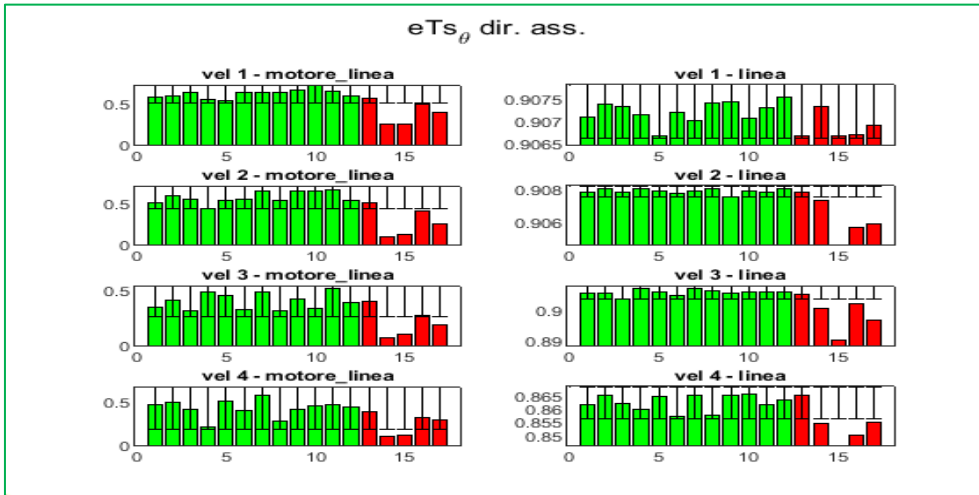


Figura 151: verifica eTs_θ dir. ass. - 3° modo

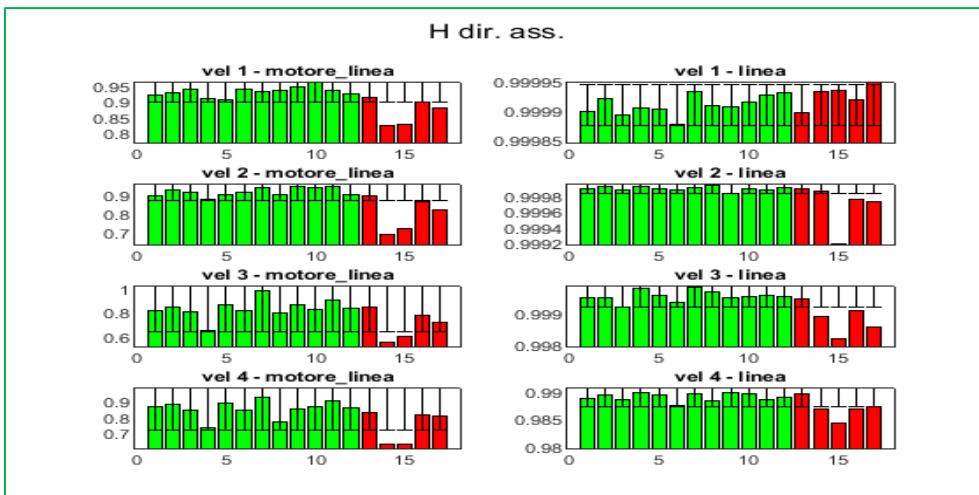


Figura 152: verifica H dir. ass. - 3° modo

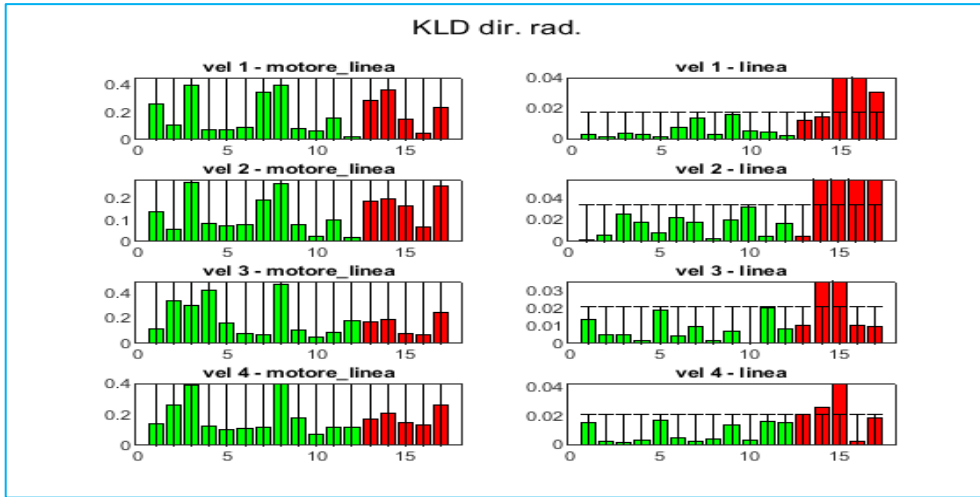


Figura 153: verifica KLD dir. rad. - 4° modo

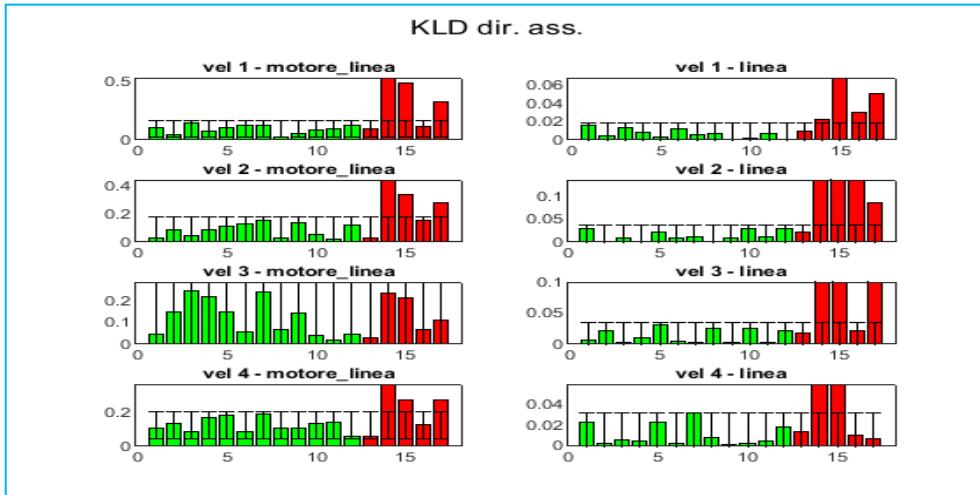


Figura 154: verifica KLD dir. ass. - 4° modo

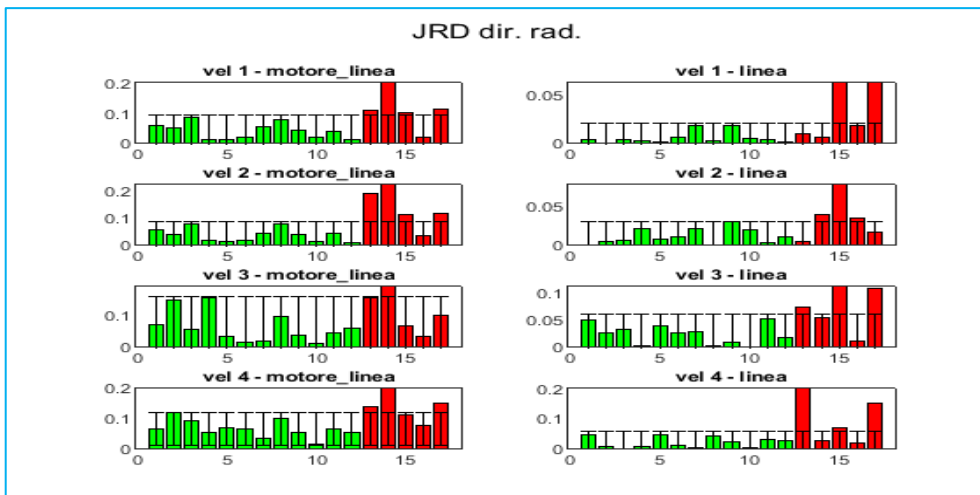


Figura 155: verifica JRD dir. rad. - 4° modo

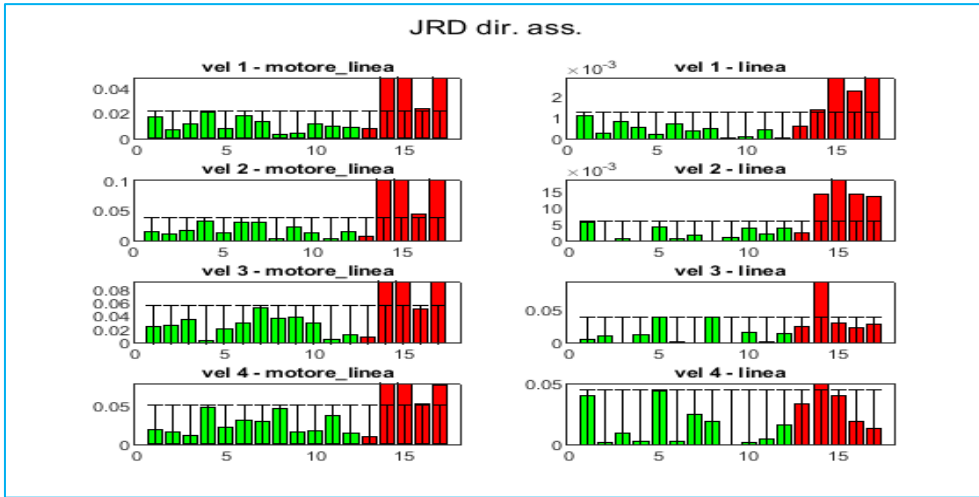


Figura 156: verifica JRD dir. ass. - 4° modo

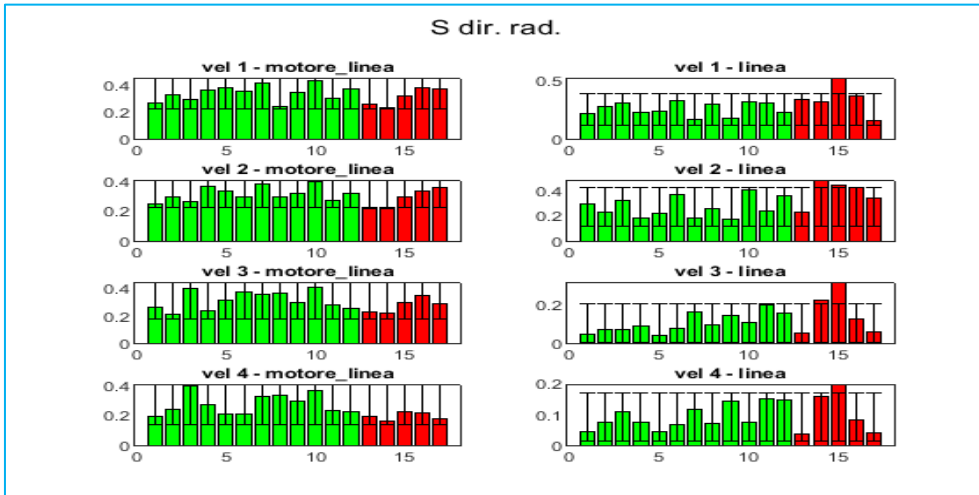


Figura 157: verifica S dir. rad. - 4° modo

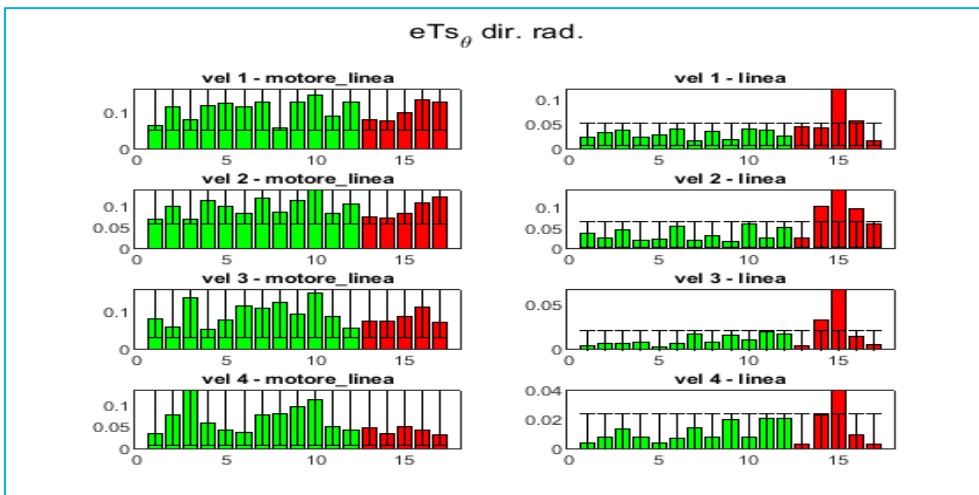


Figura 158: verifica eTs dir. rad. - 4° modo

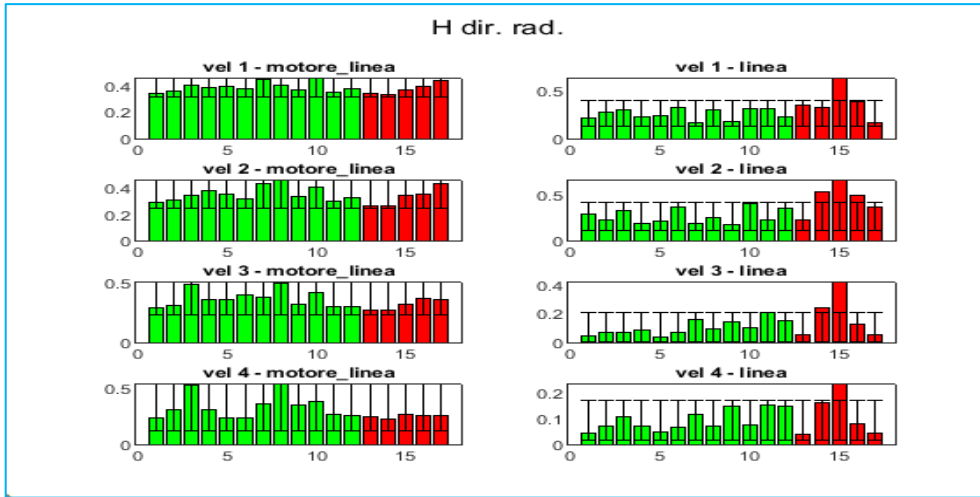


Figura 159: verifica H dir. rad. - 4° modo

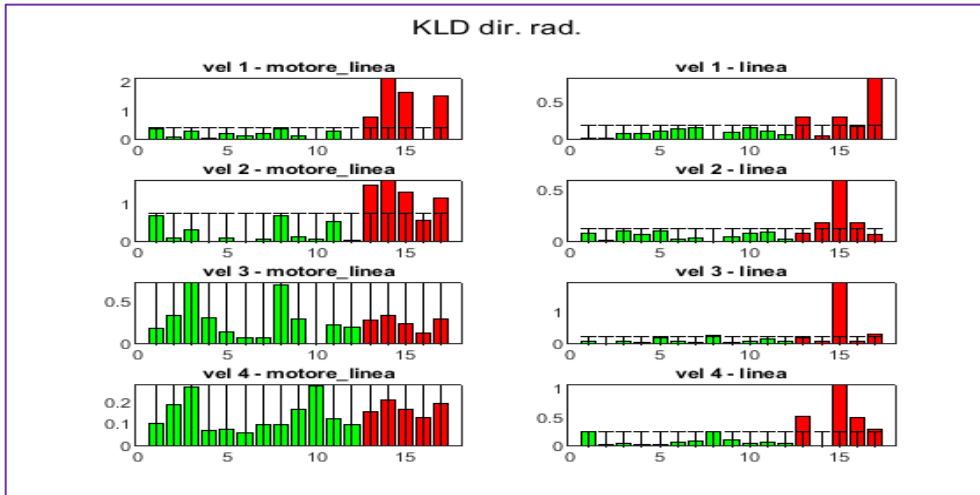


Figura 160: verifica KLD dir. rad. - 5° modo

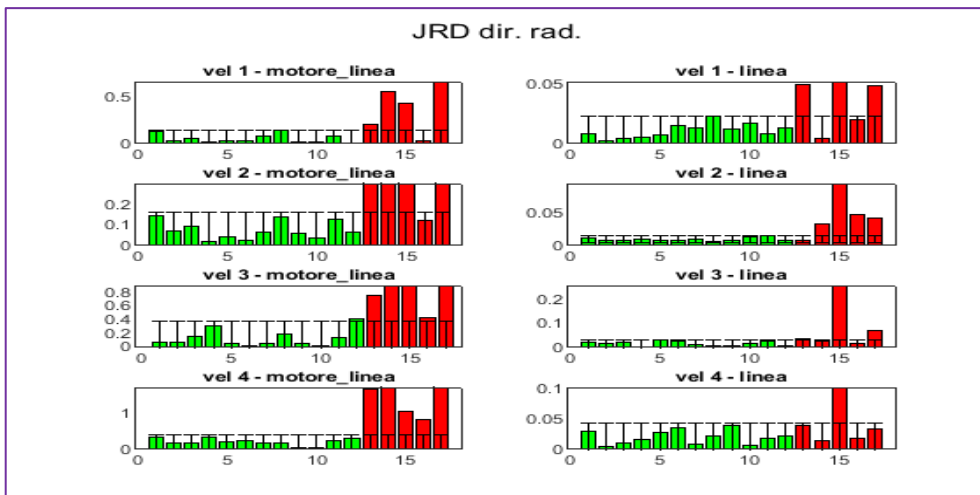


Figura 161: verifica JRD dir. rad. - 5° modo



Figura 162: verifica JRD dir. ass. - 5° modo

5.4 RISULTATI CONCLUSIVI

In questo capitolo è stata condotta un'analisi di robustezza di tutti gli indicatori precedentemente proposti aumentando la numerosità campionaria. I risultati portano a concludere che la variabilità di questi parametri è tale da non garantirne l'affidabilità, soprattutto quando calcolati dai segnali accelerometrici acquisiti dal sensore posizionato sulla piastra del banco di collaudo. Risulta comunque interessante osservare che, eccetto solo per il primo campione rumoroso riportato nei grafici, diversi parametri calcolati dai segnali acquisiti dal sensore su basetta magnetica attaccato al motore, sono risultati essere efficaci. Questo suggerisce che la trasmissibilità tra il punto dove si posiziona il ventilatore in test e il sensore industriale lavora come un filtro, andando ad attenuare le armoniche proprio nel range in frequenza dove sono comprese le frequenze caratteristiche della presenza dei difetti.

6

PROCEDURA DI SELEZIONE UTILIZZANDO LA TRASMISSIBILITÀ COME FILTRO INVERSO

6.1 INTRODUZIONE

In questo capitolo viene illustrata ed applicata una procedura per rendere efficaci le divergenze calcolate dalle PSD dei segnali accelerometrici acquisiti dal sensore sul banco di collaudo. Tale metodologia risolve il problema della perdita di informazione causata dalla trasmissibilità del banco, la quale agisce come filtro passa alto, attenuando tutte le componenti fino a 2 kHz. Infatti, i risultati ottenuti nel capitolo precedente mostrano come qualsiasi indicatore capace di classificare quando calcolato dai segnali provenienti dal motore perde efficacia se calcolato dai segnali misurati sulla piastra del banco di collaudo. Le frequenze caratteristiche dei difetti e le loro bande laterali sono proprio contenute in questo range come mostrato al paragrafo 3.2.

6.2 APPLICAZIONE DELLA PROCEDURA DI FILTRAGGIO

Da Figura 163 a Figura 166 sono mostrate le trasmissibilità medie nelle due direzioni di misura, calcolate per ogni velocità di funzionamento mediando le trasmissibilità ottenute dai segnali dei soli ventilatori non rumorosi presentati nell'analisi del capitolo precedente. Osservando che, per le misure acquisite sul motore, sia la KLD in entrambe le direzioni (Figure 140 e 141) che la JRD in direzione radiale (Figura 142) erano risultate essere buoni indicatori quando calcolate dalle distribuzioni ottenute con il metodo della PSD, allora si può pensare di utilizzare la trasmissibilità come filtro, andando a pesare le distribuzioni ottenute dividendo per la trasmissibilità così da amplificare il contenuto armonico nel range fino a 2kHz. Applicando questa procedura si ottengono delle distribuzioni diverse e quindi è interessante andare a calcolare anche le entropie e la cross-entropia per vederne l'efficacia. Inoltre, con tale procedura, è possibile ottenere nuovi valori anche per RMS e quindi anche per Crest Factor e Shape Factor. Infine, anche nel calcolo dell'indicatore ciclostazionario è possibile pesare le PSD ottenute dalla Short Time Fourier Transform prima del calcolo delle frequenze cicliche, ottenendo quindi nuovi valori anche per questo indicatore. I risultati ottenuti per la KLD (Figure 167 e 168) e per la JRD (Figure 169 e 170) confermano che la pesatura inversa delle PSD è un buon metodo per ottenere degli indicatori efficaci per la selezione dei ventilatori utilizzando le misure acquisite dal sensore sulla piastra del banco di collaudo. I risultati ottenuti per tutti gli altri indicatori che è stato possibile ricalcolare sono riportati in Appendice C in quanto non sono risultati efficaci nella classificazione neppure dopo il filtraggio delle PSD con l'inverso della trasmissibilità.

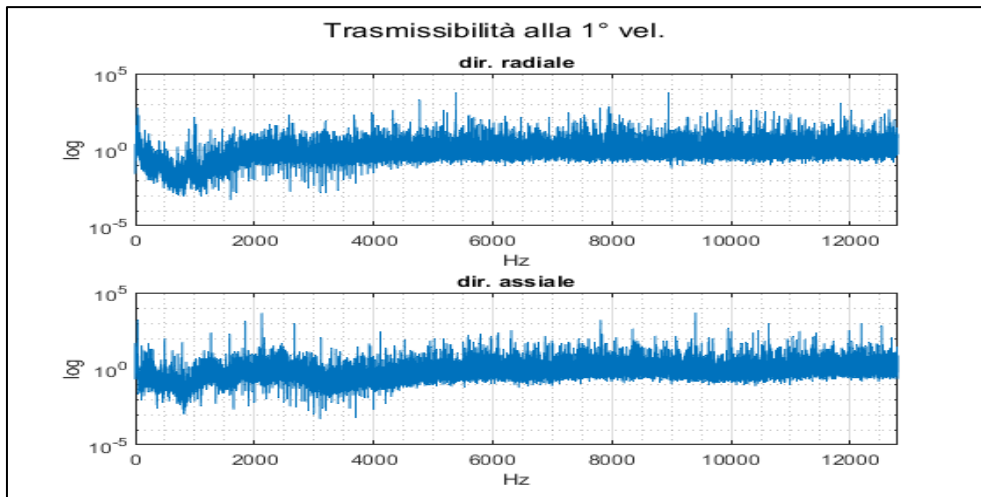


Figura 163: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 1° vel.

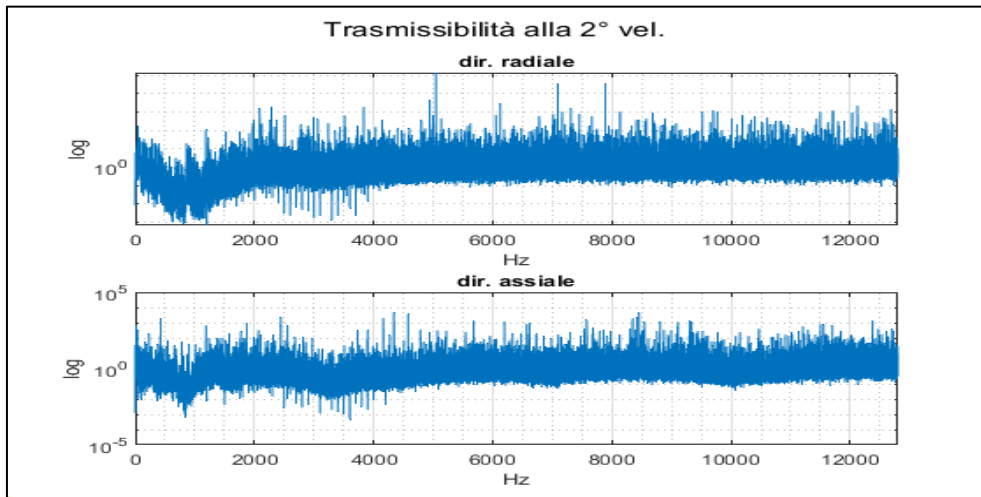


Figura 164: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 2° vel.

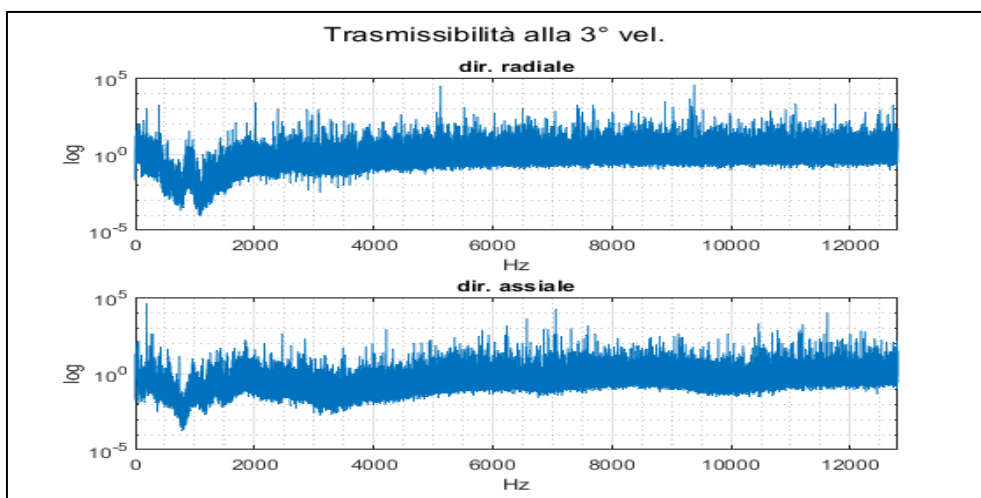


Figura 165: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 3° vel.

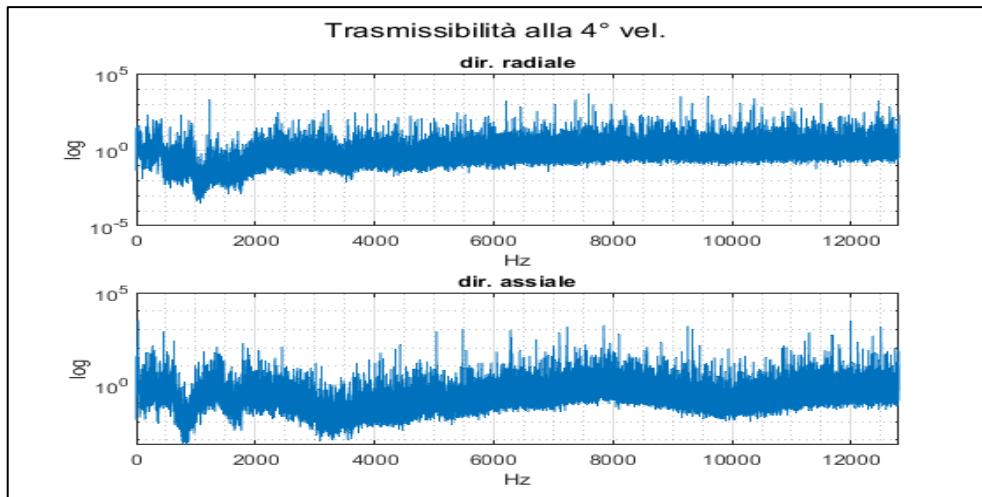


Figura 166: trasmissibilità in dir. rad. (sopra) e in dir. ass. (sotto) per la 4° vel.

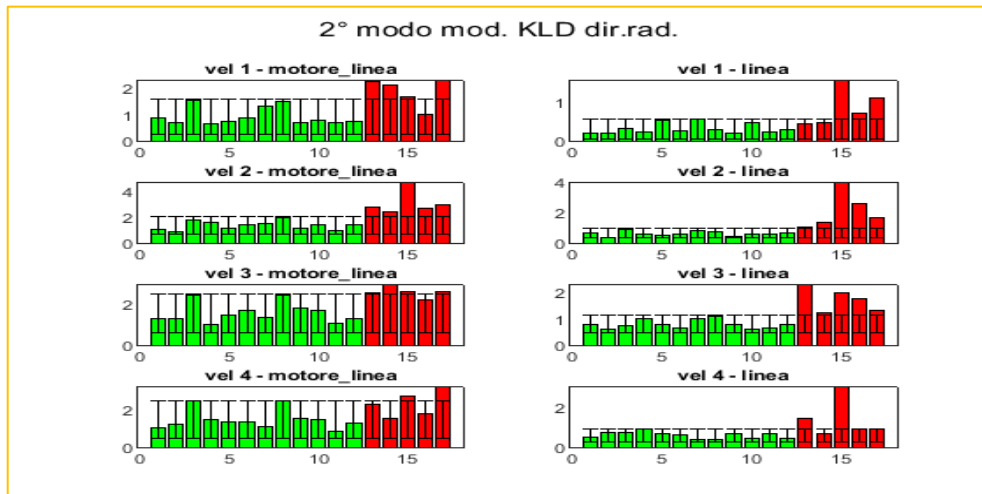


Figura 167: 2° modo mod. - KLD dir. rad.

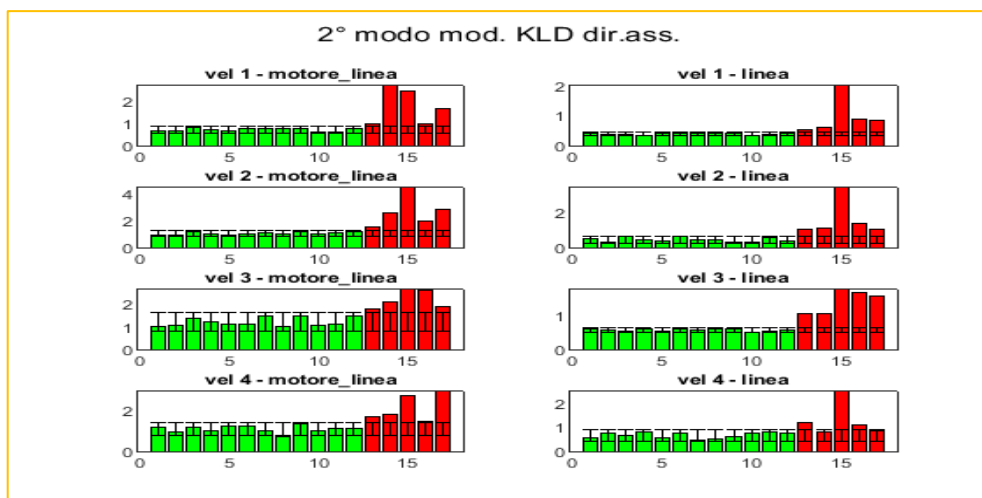


Figura 168: 2° modo mod. - KLD dir. ass.

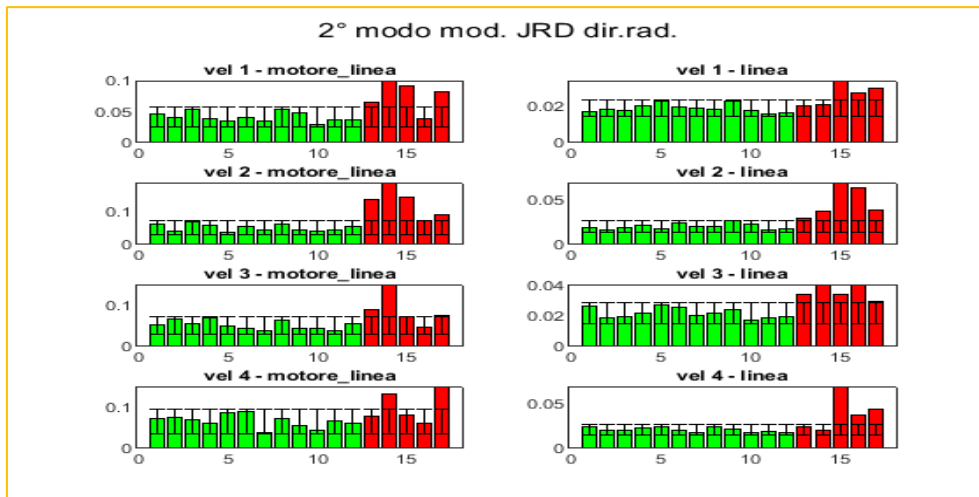


Figura 169: 2° modo mod. - JRD dir. rad.

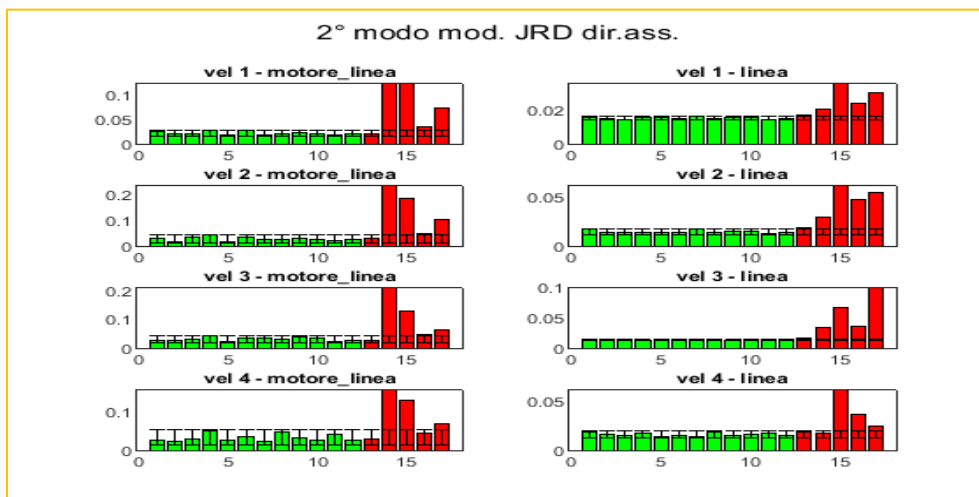


Figura 170: 2° modo mod. - JRD dir. ass.

6.3 RISULTATI CONCLUSIVI

In questo capitolo è stata proposta una procedura di pesatura delle distribuzioni ottenute con il metodo della PSD tale da attenuare la perdita di informazioni dovute al filtraggio introdotto dal banco di collaudo. Tale procedura è applicabile solo con il metodo della PSD e soprattutto sotto l'ipotesi che il banco di collaudo e il ventilatore in oggetto non subiscano variazioni strutturali nel tempo che ne comportino una variazione della funzione di risposta in frequenza. I risultati ottenuti sono positivi per le divergenze che si dimostrano classificatori efficaci. L'essere efficaci in direzione radiale conferma l'applicabilità della procedura lasciando completamente invariato il banco di collaudo e utilizzando il sensore già presente, entrambi obiettivi della richiesta iniziale di SIT S.p.A. .

7

APPLICAZIONE DELLA PROCEDURA AD UNA PROVA DI PRODUZIONE IN LINEA DI ASSEMBLAGGIO

7.1 INTRODUZIONE

Nel capitolo precedente è stata trovata una procedura in grado di rendere efficaci per la selezione dei ventilatori sia la KLD che la JRD calcolate dai segnali misurati dal sensore incollato sulla piastra del banco di collaudo. Tale procedura prevede di utilizzare come filtro l'inverso della trasmissibilità dal punto di misura sul motore al punto di misura sulla piastra. Per rendere operativa questa procedura manca solo la definizione di una soglia per questi indicatori, limite che definisce poi la classificazione automatica in produzione. Per ottenere questa indicazione sono stati raccolti i dati di 309 campioni di cui a posteriori 39 risultati essere rumorosi secondo la classificazione "ad orecchio" da parte dell'operatore. Durante il collaudo di questi ventilatori, sono stati acquisiti sia il segnale accelerometrico in direzione radiale con un sensore attaccato al motore tramite bassetta magnetica, sia l'analogica misura con un sensore sulla piastra del banco adiacente a quello industriale già presente. Tra i 270 risultati conformi ne sono stati scelti casualmente 80 e, dalle misure relative a questi ventilatori, sono state calcolate le trasmissibilità medie per ognuna delle quattro velocità di funzionamento. I primi cento ventilatori risultati essere conformi sono stati scelti per calcolare la PSD media ottenuta mediando le singole PSD dopo pesatura con la trasmissibilità. Così facendo si ottiene la distribuzione di riferimento per il calcolo delle divergenze.

7.2 SCELTA DELLA SOGLIA LIMITE DI PRIMO TENTATIVO

Uno strumento molto utile per stabilire quale sia il migliore limite da impostare è la Confusion Matrix (Figura 171), una rappresentazione dei risultati spesso utilizzata in applicazioni di Machine Learning e dalla quale si possono estrarre diverse statistiche.

Reale	Rumoroso	TP	FN
	NON Rumoroso	FP	TN
		Rumoroso	NON Rumoroso
		Previsione	

Figura 171: Confusion Matrix

Gli indici più conosciuti sono la Recall, definita come:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (41)$$

la Precision, definita come:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (42)$$

la Accuracy, definita come:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (43)$$

e infine F1_score, definito come:

$$F1_{score} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (44)$$

La Precision è la proporzione tra i casi rilevanti e tutti i casi che vengono rilevati, la Recall è la proporzione tra i casi rilevanti e i casi che devono essere rilevati. L'accuratezza invece è un indice più globale che tiene conto della capacità di predire correttamente sia i casi rilevanti che quelli non rilevanti. Essendo prioritario non mandare al cliente ventilatori rumorosi piuttosto che scartare ventilatori conformi, la migliore soglia è quella che massimizza la Recall e mantiene più alta possibile l'Accuracy. Come criterio si sceglie quindi di utilizzare come limite quel valore che permette di avere una Accuracy maggiore del 50% e contemporaneamente il massimo della Recall. Testando iterativamente diversi valori di soglia si identifica la migliore secondo il criterio sopra descritto; ad ogni iterazione i ventilatori che hanno valori superiori alla soglia vengono considerati rumorosi e quindi scartati mentre, quelli sottosoglia, sono classificati come conformi e, conoscendo anche la classificazione "ad orecchio", si calcola volta per volta la Confusion Matrix e le metriche Recall e Accuracy. Di seguito vengono riportati i grafici relativi alla KLD (Figura 172) e alla JRD (Figura 173) ottenuti applicando la procedura alle misure acquisite dal sensore in linea. Assieme ai risultati di questi indicatori sono riportate anche le Confusion Matrix calcolate per la soglia identificata. Alla seconda velocità di collaudo, la soglia che si ottiene è pari a 2,098 per la KLD e 0.05 per la JRD. Si osserva che la KLD è un indicatore più robusto rispetto alla JRD, presentando una Recall superiore all'85% e una Accuracy pari a 95% contro una Recall inferiore all'80% e una Accuracy del 90 % per la JRD. Applicando il criterio sopra descritto si ottengono interessanti valori di Recall e Accuracy anche per altri indicatori presentati nei capitoli precedenti. Questi ultimi risultati sono riportati in Appendice D. Un' alternativa per il calcolo delle soglie è quella di trovare una distribuzione nota che riesca a rappresentare correttamente la distribuzione dei valori di KLD e JRD dei 270 ventilatori non rumorosi. La soglia la si può impostare scegliendo il valore medio di tale distribuzione aumentato di un certo intervallo di confidenza pari a n-volte la deviazione standard. Applicando questa alternativa ai dati ottenuti e, utilizzando una distribuzione di tipo "Kernel" con un intervallo di confidenza pari a 3 volte la deviazione standard, si ottengono 2.48 e 0.09 come limiti per KLD e JRD. Con questi limiti, per la KLD si ottengono una Recall del 62% e una Accuracy del 94%, per la JRD una Recall del 41% e una Accuracy

del 91%. Ulteriori metodi di calcolo della soglia limite che sono stati provati sono l'impiego del test di Tukey e l'utilizzo dell'algoritmo proposto da Otsu in [194] ma non riportati perché meno performanti del metodo utilizzato. Si hanno quindi tutte le informazioni utili per stabilire una procedura applicabile in linea di produzione in grado di classificare real-time i ventilatori uscenti dalla postazione di collaudo.

In Figura 174 è rappresentato lo schema sequenziale della procedura proposta; con le linee tratteggiate si rappresentano gli input necessari al funzionamento della procedura. La trasmissibilità media e la distribuzione di riferimento sono quelle utilizzate per il calcolo della soglia e quindi sono fissate.

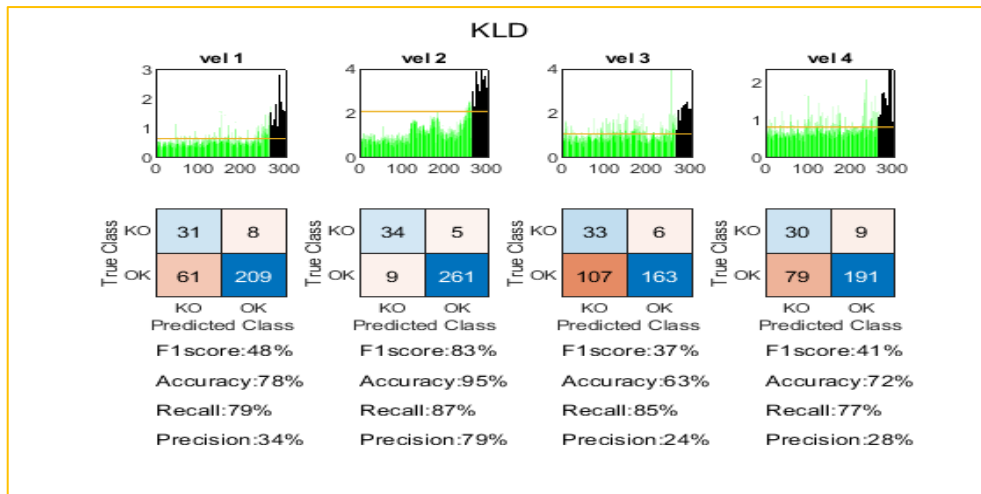


Figura 172: test per calcolo soglia - KLD

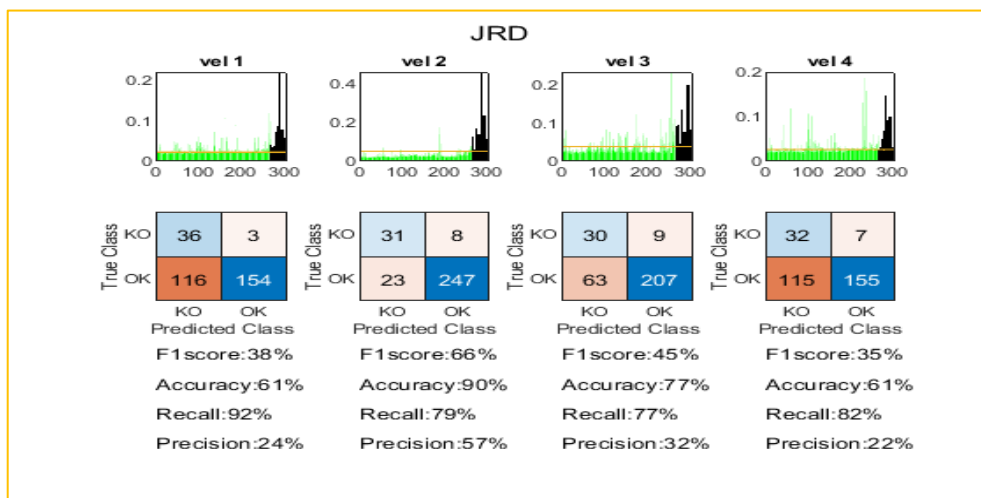


Figura 173: test per calcolo soglia - JRD

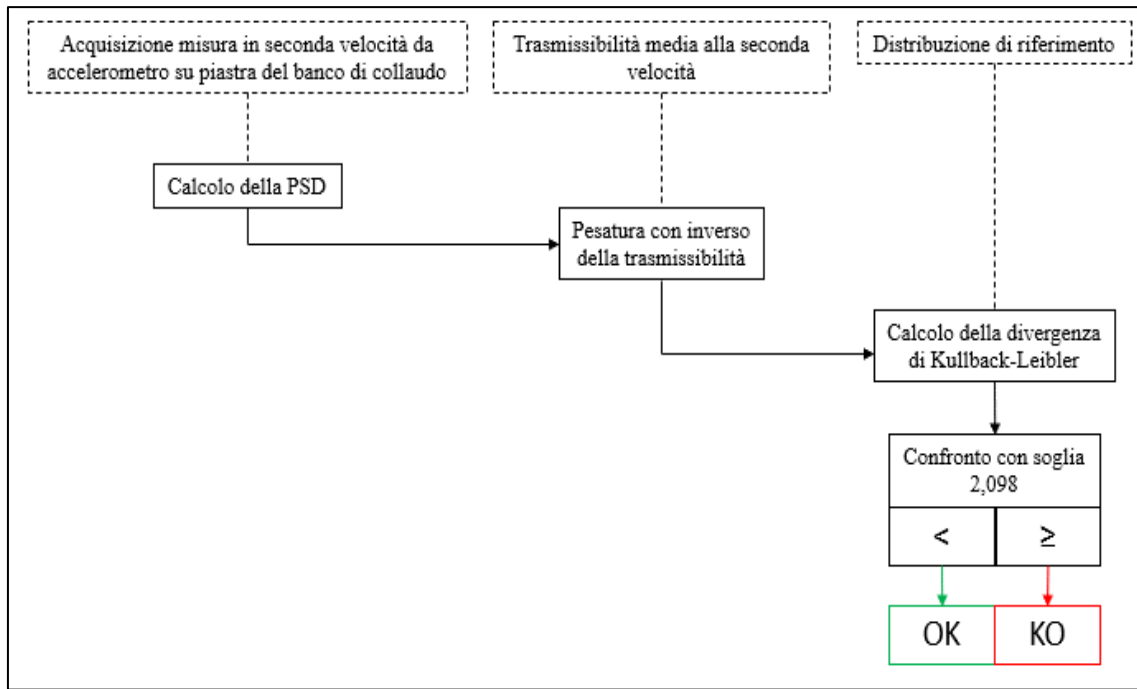


Figura 174: schema procedura di primo tentativo

7.3 PROVA DI PRODUZIONE E DEFINIZIONE DELLA SOGLIA LIMITE

La procedura identificata è stata applicata in linea di produzione e testata su un lotto di 223 campioni. Tutti questi campioni sono poi stati classificati “ad orecchio” per valutare le performance ottenute. Di questi, 57 sono risultati essere non conformi secondo giudizio dell’operatore. In Figura 175 sono riportati i valori della KLD ottenuti, la classificazione a posteriori eseguita ad orecchio, rappresentando i ventilatori giudicati rumorosi con il colore rosso e quelli non rumorosi in verde, la soglia limite identificata nel paragrafo precedente. Confrontando l’output della procedura con la classificazione dell’operatore si può costruire la Confusion Matrix e le relative statistiche. Il risultato ottenuto è ottimo in termini di Precision che raggiunge il 100%, un Accuracy di oltre 90% ma una Recall inferiore al 70%. La soglia impostata risulta essere quindi troppo conservativa, andando a classificare correttamente tutti i ventilatori conformi ma sbagliando diversi ventilatori ritenuti rumorosi. Una soluzione è quella di ottimizzare il limite per questo set di dati ripetendo la procedura di calcolo. Così facendo la soglia scende a 1,74 e le metriche risultano notevolmente migliorate con una Precision che rimane del 100%, un’Accuracy che sale al 99% e una Recall del 95% (Figura 176). Se fossero stati utilizzati questi 223 ventilatori per trovare la soglia e successivamente testata la procedura sulla produzione dei 309 campioni, con 1,74 come limite la classificazione avrebbe avuto una Accuracy e una Recall inferiori al 90% e una Precision del 55%. La scelta della soglia più idonea allora viene fatta cercando quel valore che in entrambi i lotti fornisce le migliori metriche. Impostando il limite a 1,9 per il lotto di 223 ventilatori si ottiene una Recall ancora superiore al 90% , una Accuracy del 99% e una Precision del 100% (Figura 177) mentre, per il lotto di 309 ventilatori, la Recall non cambia rispetto al limite ottimale, l’Accuracy si mantiene sopra al 90 % e la Precision ancora sopra al 70% (Figura 178). La procedura finale proposta è quindi completa e riportata in Figura 179.

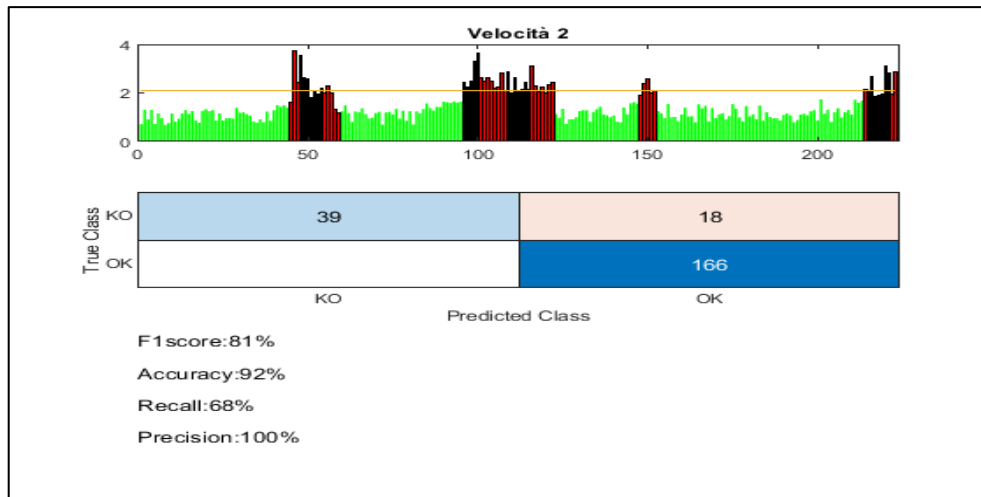


Figura 175: risultati procedura applicata in produzione

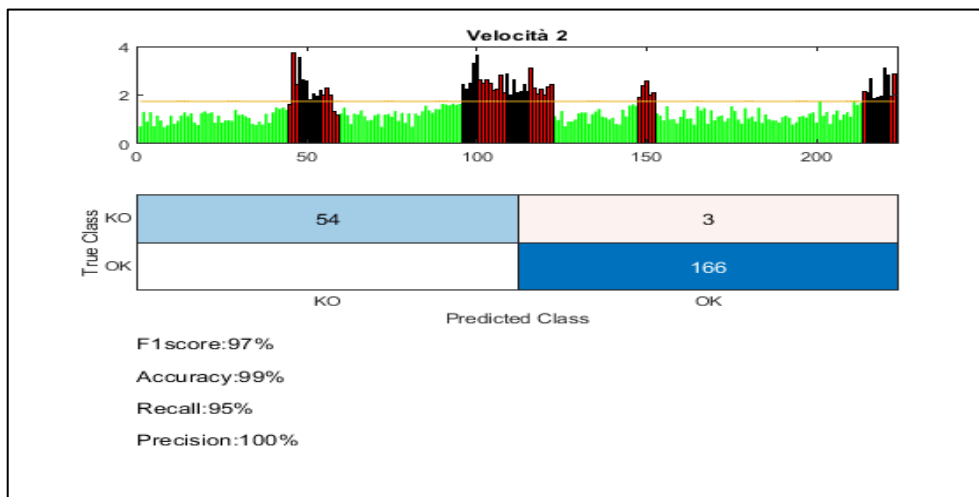


Figura 176: risultati procedura applicata in produzione con ottimizzazione della soglia

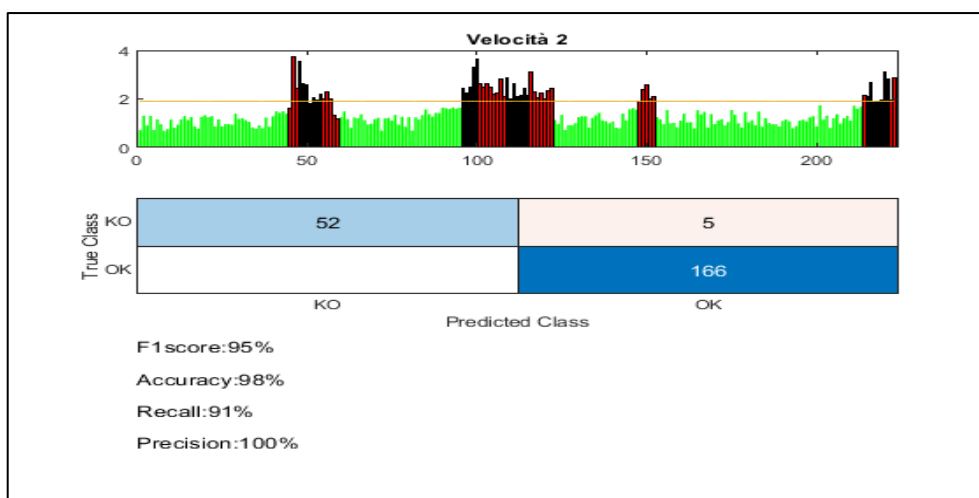


Figura 177: risultati procedura applicata in produzione con soglia a 1,9

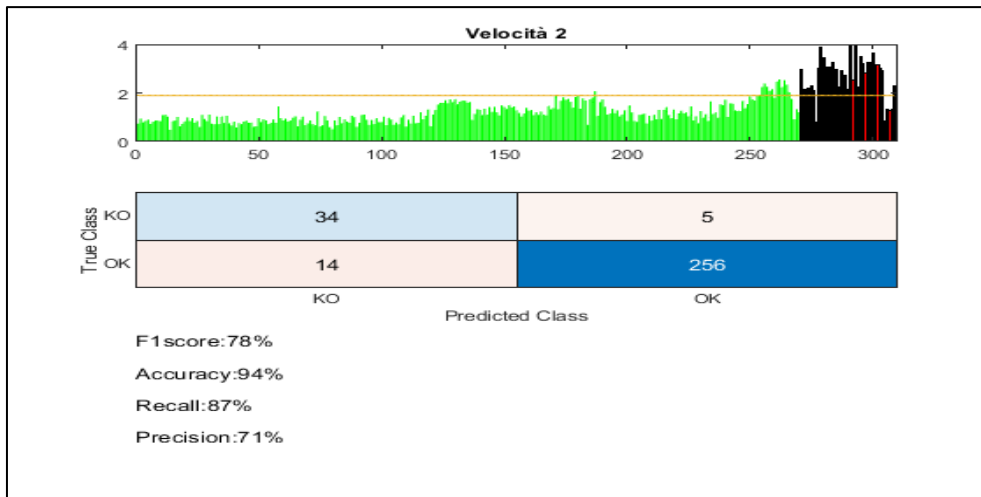


Figura 178: risultati procedura applicata al lotto di 309 ventilatori con limite a 1,9

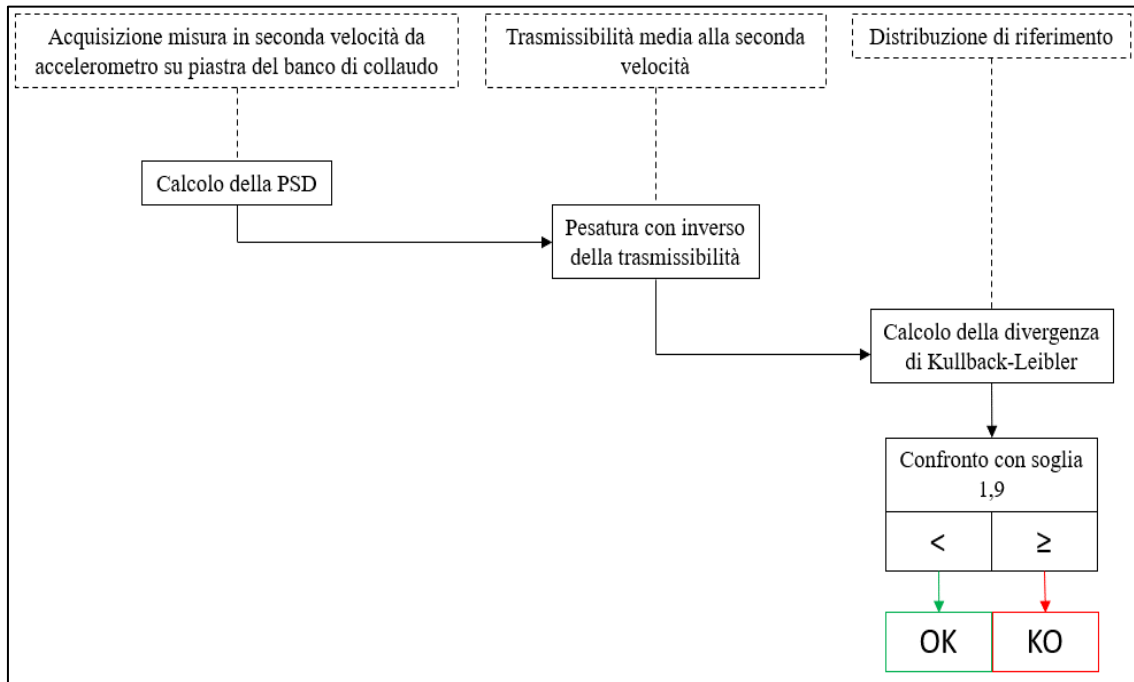


Figura 179: procedura completa

7.4 RISULTATI CONCLUSIVI

Il lavoro svolto nei capitoli precedenti ha permesso di individuare una nuova ed efficace metodologia di classificazione utilizzando i segnali accelerometrici acquisiti sul banco di collaudo senza la necessità di interventi strutturali. In questo capitolo si è raggiunto l'obiettivo finale proponendo una procedura basata sul metodo proposto e dimostrandone le potenzialità. La classificazione avviene con un'accuratezza abbondantemente superiore al 90%.

8

CLASSIFICAZIONE CON MACHINE LEARNING

8.1 INTRODUZIONE

Una alternativa per creare un classificatore per la selezione dei ventilatori è il machine learning. Con questo nome si intendono tutte quelle tecniche di modellazione basate sui dati misurati. Negli ultimi anni queste tecniche hanno visto un'esponenziale crescita sia in termini di sviluppo sia in termini di utilizzo soprattutto grazie alla capacità di raccogliere, memorizzare e utilizzare i dati raccolti. Una procedura basata su machine learning prevede diverse fasi, tra cui le principali sono il collezionare un set di dati il più grande possibile per coprire una casistica più ampia possibile, l'estrazione di features informative sul fenomeno che si vuole predire o classificare, la suddivisione dei dati a disposizione in tre sottoinsiemi da utilizzare per l'addestramento e il testing del modello. Ottenuto un modello addestrato e in grado di generalizzare adeguatamente il fenomeno, i nuovi input possono essere classificati utilizzando tale metodo.

8.2 SCELTA DEL TIPO DI CLASSIFICATORE E DELLE FEATURE

Nel nostro caso quello che si vuole ottenere è una metodologia che riproduca in modo oggettivo quello che l'operatore di linea esegue nella classificazione ad "orecchio" e cioè riconoscere quali ventilatori producono un rumore diverso dal rumore standard memorizzato. Inoltre, il numero di misure disponibili da ventilatori conformi è molto maggiore rispetto alla quantità di dati disponibili per ventilatori rumorosi. Queste due osservazioni portano a suggerire l'impiego di un Autoencoder, che nella sua forma più semplice è una rete neurale costituita da un layer di input, uno o più layer intermedi nascosti e uno di output (Figura 180). Il numero di neuroni presente in ogni layer tipicamente diminuisce man mano che ci si avvicina al layer intermedio per poi tornare a crescere spostandosi verso il layer di output. Dal primo layer fino a quello più centrale si parla di Encoder mentre la seconda metà della rete è composta dalla parte di Decoder. L'addestramento di un autoencoder è di tipo non supervisionato e termina quando la rete riesce a ricostruire l'input con un errore inferiore ad un determinato limite. La funzione di trasformazione delle informazioni in ingresso nel layer intermedio, quella di decodifica, il numero di neuroni dei layer intermedi e la funzione che misura l'errore di ricostruzione possono essere differenti e scelte in base al miglior risultato. Tipicamente per quest'ultima si utilizza l'errore quadratico medio. L'idea è quindi quella di addestrare la rete neurale utilizzando solo feature estratte da campioni non rumorosi, successivamente testarla nella classificazione di campioni rumorosi e stabilire durante la fase di test quanto bene tale modello riesca a generalizzare. Nel caso in esame si utilizzano, oltre ad entrambe le divergenze, anche le entropie, la cross-entropia, l'RMS, lo Shape Factor e i parametri di psico-acustica, tutti calcolati dopo la pesatura con l'inverso della trasmissibilità. In [195-197] gli autori propongono una spiegazione teorica base del funzionamento dell'Autoencoder e alcuni esempi di applicazione.

8.3 DEFINIZIONE E ADDESTRAMENTO DELL'AUTOENCODER

Come anticipato nel paragrafo precedente, per l'addestramento della rete neurale sono state selezionate le feature ritenute più adeguate alla classificazione con l'obiettivo di incrementare le prestazioni della procedura proposta al capitolo sette. Le feature selezionate sono le divergenze, le entropie e la cross-entropia, l'RMS, Shape Factor e infine i tre parametri di psicoacustica. Il training set è composto dai valori di questi indicatori calcolati per i 270 ventilatori non rumorosi del set di 309 ventilatori utilizzati per il calcolo della soglia preliminare al paragrafo 7.2. I valori per ogni singolo indicatore, prima di entrare nella rete, vengono normalizzati in un intervallo tra zero e uno e l'architettura più performante per l'Autoencoder è stata raggiunta confrontando l'errore quadratico medio commesso nel ricostruire il training set al variare del numero di nodi nel layer intermedio (è stato fatto variare tra 3 e 8) e delle funzioni di attivazione dei layer di ingresso e di uscita. Il numero di neuroni di questi ultimi è invece fissato e corrisponde al numero di features che si utilizzano. I migliori risultati sono stati ottenuti con una rete formata da 12 neuroni nei layer di ingresso e di uscita e un layer intermedio composto da 6 neuroni. I nodi in ingresso e in uscita sono pienamente connessi con quelli del layer intermedio e come funzioni di trasformazione e di decodifica sono state scelte rispettivamente la funzione "satlin" e "purelin", definite come :

$$satlin = f(a) = \begin{cases} 0 & \text{se } a \leq 0 \\ a & \text{se } 0 < a < 1 \\ 1 & \text{se } a \geq 1 \end{cases} \quad (45)$$

$$purelin = f(a) = a \quad (46)$$

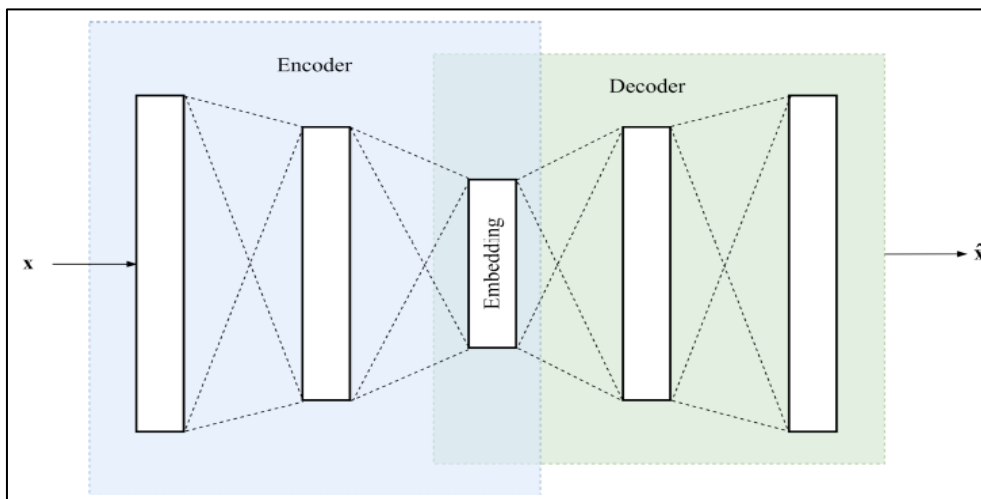


Figura 180: schema di un Autoencoder

L'Autoencoder è mostrato in Figura 181. Nell'equazione (47) è mostrata la funzione che calcola l'errore durante l'addestramento e come parametri κ e ϕ , che sono rispettivamente il L_2 regularization term e il Sparsity regularization term, sono stati utilizzati 0.001 per il primo e 0.5 per il secondo.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (x_{kn} - \hat{x}_{kn})^2 + \kappa * \Omega_{weights} + \varphi * \Omega_{sparsity} \quad (47)$$

$$\Omega_{weights} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (w_{nk}^l)^2 \quad (48)$$

$$\Omega_{sparsity} = \sum_{i=1}^N KL(\rho_i \| \hat{\rho}_i) \quad (49)$$

e dove N rappresenta il numero di neuroni in uscita ,K quello del layer in ingresso, L quello del layer intermedio, KL rappresenta la divergenza di Kullback-Leibler tra ρ_i , valore medio di attivazione del neurone i-esimo e ρ , il suo valore attuale. La sparsity proportion è impostata a 0.7. La rete neurale è ottenuta utilizzando le librerie di MATLAB 2022 che permettono anche l’inserimento dei parametri sopra descritti . La fase di addestramento è stata considerata completata dopo mille epoche. Il modello così addestrato è stato verificato aggiungendo al set di dati di addestramento quelli relativi ai mancanti 39 ventilatori rumorosi e come parametro di classificazione è stato valutato l’errore quadratico medio commesso dall’Autoencoder nel ricostruire i dati in ingresso (Figura 182). Sapendo a priori la classificazione di questi ventilatori, e utilizzando lo stesso criterio adottato in precedenza, si può calcolare la soglia per separare i valori ottenuti e produrre una Confusion Matrix per valutare le performance della rete in fase di validazione. Il valore della soglia calcolato è pari a 0.0046.

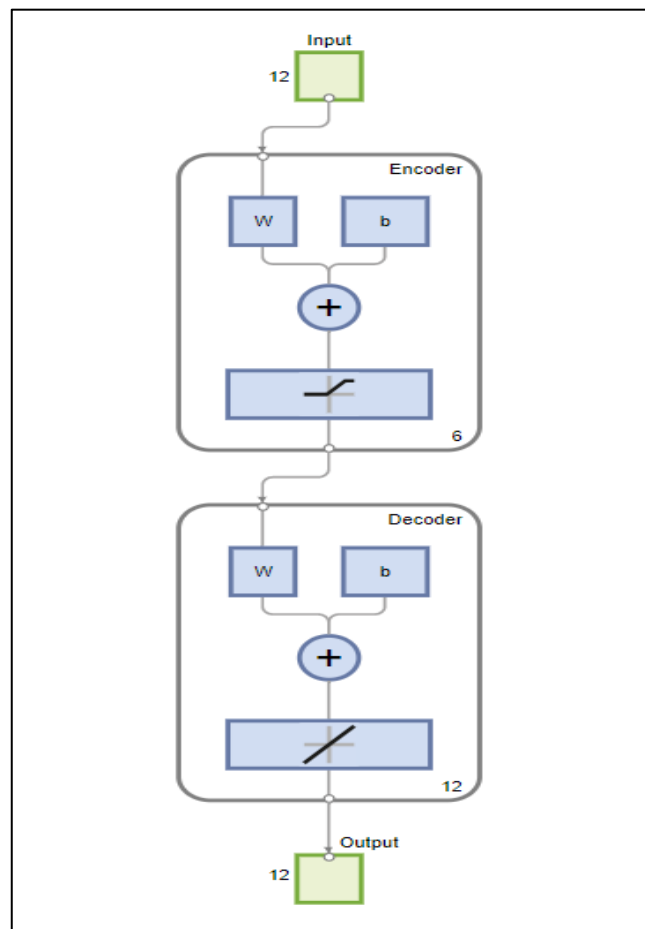


Figura 181: Autoencoder

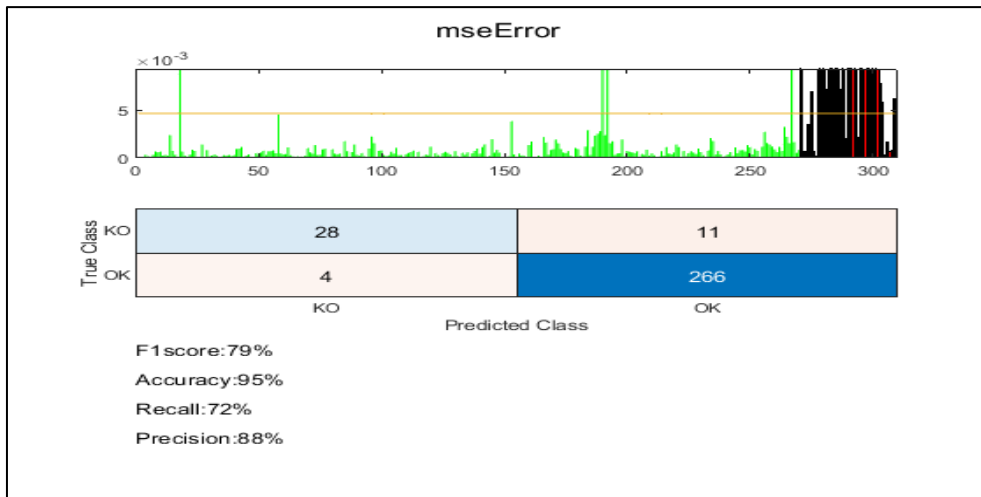


Figura 182: risultati della fase di validazione dell'Autoencoder

Si osserva che L'Autoencoder performa discretamente, ottenendo una Accuracy del 95%, una Recall del 72 % e una Precision dell'88%. Comparando questi risultati con la Figura 172 si conclude che le due metodologie performano allo stesso modo ma quest'ultima presenta una Recall più bassa e una Precision maggiore. In Appendice E, oltre ai parametri di addestramento utilizzati, sono riportati i valori dei pesi e dei bias sia per le connessioni tra ingresso e layer intermedio sia quelli tra quest'ultimo e il layer di uscita.

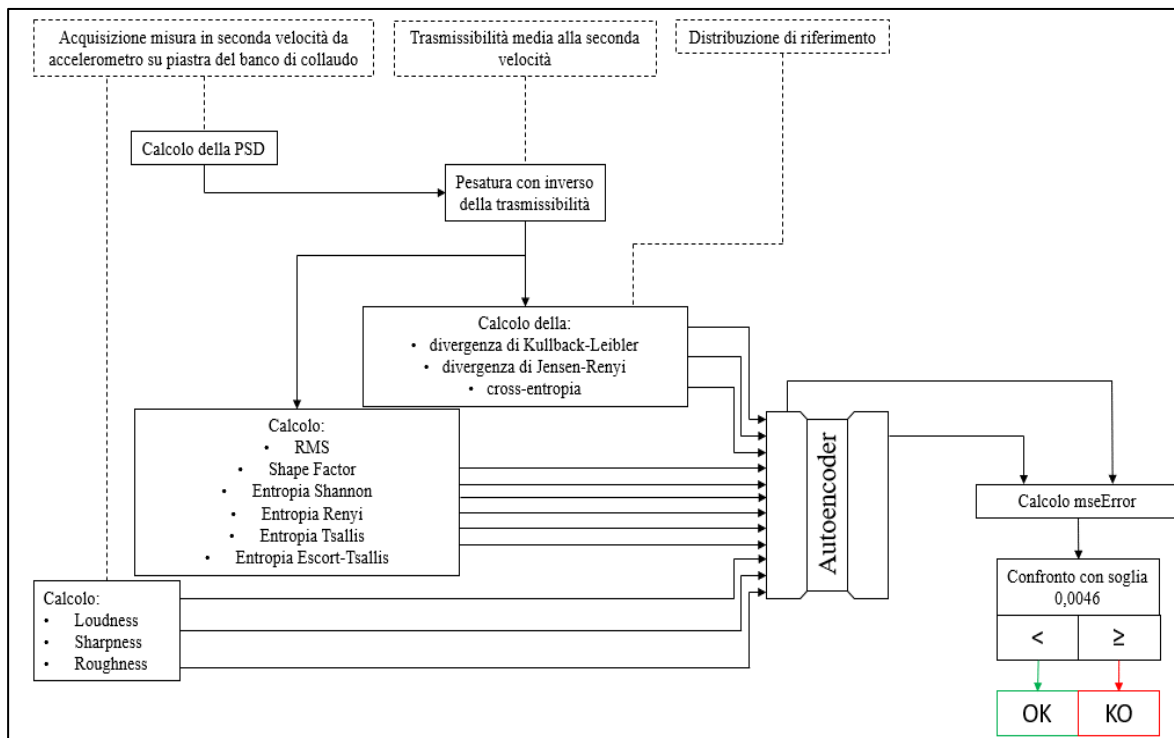


Figura 183: procedura completa con Autoencoder

8.4 PROVA DI PRODUZIONE E CLASSIFICAZIONE CON AUTOENCODER

La rete neurale costruita e addestrata come descritto nel paragrafo precedente è stata testata con i dati della produzione del lotto di 223 ventilatori. La soglia utilizzata per valutare la Confusion Matrix è la stessa calcolata al paragrafo precedente come pure la distribuzione di riferimento per il calcolo delle divergenze e della cross-entropia, la trasmissibilità utilizzata per il filtraggio delle distribuzioni ottenute con il metodo della PSD e i parametri di normalizzazione dei dati in ingresso alla rete neurale. In Figura 183 è mostrata la procedura finale utilizzata mentre in Figura 184 sono riportati i risultati della classificazione. Si osserva che la classificazione tramite questa metodologia produce risultati praticamente identici in termini di Accuracy, la quale raggiunge il 98%, peggiora di quattro punti percentuali la Precision ma si migliora di 4 punti percentuali la Recall. In generale, essendo preferibile scartare ventilatori conformi piuttosto che mandare al cliente prodotti rumorosi, per il caso in esame questi risultati si possono considerare migliorativi poiché la Recall è più alta.

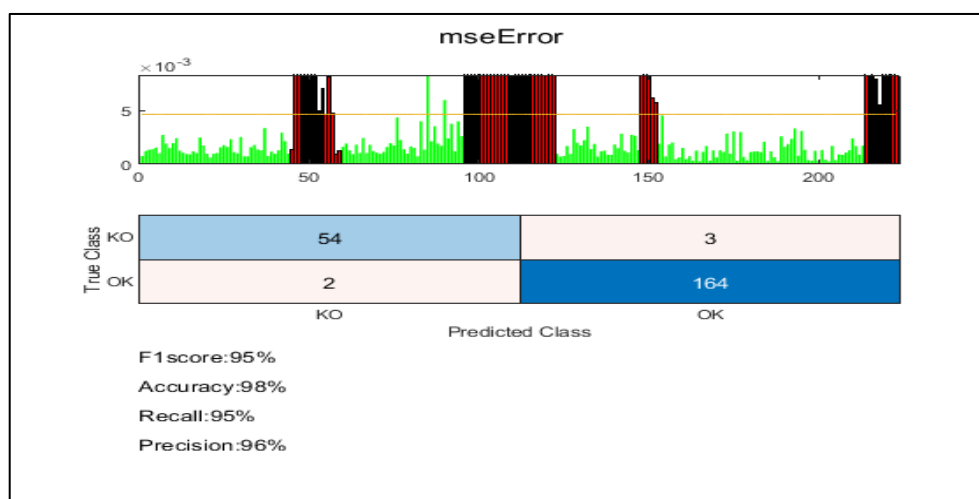


Figura 184: risultati della classificazione con Autoencoder in produzione

8.5 RISULTATI CONCLUSIVI

In questo ultimo capitolo è stato proposto un metodo alternativo, basato sulle più recenti tecniche di intelligenza artificiale ed in particolare sul machine learning. Con questo approccio si è costruito un modello basato sui dati in grado di classificare con ottima accuratezza i ventilatori a partire dalle misure accelerometriche acquisite dal sensore presente sulla piastra del banco di collaudo, performando leggermente meglio del metodo proposto al capitolo nove che già presentava eccellenti performance. Anche se in termini di accuratezza i due metodi si equivalgono, il beneficio è visibile dall'incremento della Recall, parametro più importante per la qualità dei prodotti di SIT S.p.A. rispetto alla Precision.

CONCLUSIONI FINALI

In questo lavoro sono state presentate due metodologie per il controllo qualità dei ventilatori HIGH EFFICENCY GPE, prodotto di SIT S.p.A. dedicato alle cucine di tipo residenziale, caratterizzato da una elevata classe energetica e ridotti livelli di rumore e vibrazioni. Queste soluzioni sono state sviluppate per rispondere alla necessità di avere un controllo real-time che, con efficacia, riesca ad individuare quei prodotti che, a causa di difetti nei componenti o imperfezioni nel montaggio, sono caratterizzati da un rumore modulato, particolarmente udibile quando il ventilatore funziona alla seconda velocità e motivo di non conformità per il cliente finale. Tali procedure sono inoltre utilizzabili con l'attuale banco di collaudo, senza necessità di interventi strutturali nelle parti meccaniche della linea, spostamenti, modifiche al ventilatore o alla procedura di collaudo. Questi ultimi punti sono parte della richiesta di SIT. S.p.A. in quanto i volumi richiesti annualmente per questo ventilatore non permettono fermi linea o revisioni del prodotto. L'analisi è stata condotta partendo da una approfondita ricerca sullo stato dell'arte della diagnostica dei guasti nei motori ad induzione e dallo studio dei difetti meccanici ed elettrici che possono essere presenti o che possono insorgere in queste macchine con un focus particolare sugli effetti che queste anomalie hanno nel comportamento vibro-acustico della macchina, argomenti discussi nel capitolo 2. Il secondo capitolo ha triplice importanza in quanto aiuta a comprendere le cause radice della rumorosità nei motori difettosi e quindi può facilitarne l'individuazione, presenta lo stato dell'arte delle soluzioni già adottate e indirizza l'analista verso le tecniche di post-processing più indicate e infine, essendo arricchito da una estesa bibliografia di lavori presenti in letteratura, contribuisce in maniera significativa alla crescita di conoscenza e allo sviluppo di know-how aziendale. L'analisi continua con il capitolo 3 nel quale si dimostra l'efficacia di indicatori noti in letteratura e ampiamente utilizzati nella diagnostica vibrazionale dei sistemi meccanici ma soprattutto, si introduce una metodologia originale per l'applicazione, in grado di fornire indicatori più robusti di quelli estratti dai segnali temporali. Tali risultati, ottenuti utilizzando le misure accelerometriche acquisite dal sensore attaccato al motore, sono stati un'ottima base di partenza per il proseguo del lavoro ma soprattutto dimostrano che il monitoraggio della risposta vibratoria in prossimità del motore è un buona scelta, informazione importante per il controllo qualità di SIT. S.p.A. Tornando all'obiettivo di avere una procedura efficace nella classificazione utilizzando le misure acquisite dal sensore di linea nell'attuale configurazione, i capitoli 4 e 5 portano alla luce le difficoltà di ottenere risultati affidabili anche utilizzando quegli indicatori che in una prima analisi sembravano funzionare in questo scenario ma che, allargando il set di dati per verificarne la robustezza, non si sono rivelati buoni indicatori. La trasmissibilità tra il motore e il punto di misura agisce da filtro, attenuando il segnale proprio nel range in frequenza che interessa le frequenze caratteristiche dei difetti, rendendo quindi i segnali sostanzialmente uguali in tutti i casi. Nel capitolo 6 il problema viene superato introducendo l'idea di pesatura delle distribuzioni prima del calcolo degli indicatori, metodologia che prevede l'utilizzo dell'inverso della trasmissibilità come filtro e che produce significativi miglioramenti per due indicatori tra quelli proposti. Questo capitolo è di fondamentale importanza per ottenere una selezione efficace in linea, rappresenta elemento di originalità per questo lavoro ma soprattutto è una informazione importante per l'azienda in quanto ora si hanno degli indicatori oggettivi per il controllo qualità di questo prodotto. Questi risultati portano alla stesura della procedura da applicare direttamente in fase di collaudo, presentata al capitolo 7 e che riesce a classificare con un'accuratezza abbondantemente superiore al 90%. Infine, al capitolo 8, l'applicazione del machine learning per questo caso studio si dimostra una

soluzione molto interessante, alternativa che migliora la procedura proposta al capitolo precedente. Questo lavoro, rispondendo completamente alla necessità di SIT S.p.A., porta ad immediati benefici in termini di affidabilità, andando a sostituire il giudizio soggettivo di un operatore con una classificazione oggettiva, e di costi, risparmiando il tempo necessario all'operatore per maneggiare e ascoltare tutti i ventilatori prima di spedirli al cliente.

APPENDICE A

In questa sezione vengono riportati i grafici relativi alla classificazione in setup “CQ” utilizzando gli indici proposti al capitolo 3, paragrafo 3.3, che non sono risultati essere efficaci nella separazione lineare delle due classi.

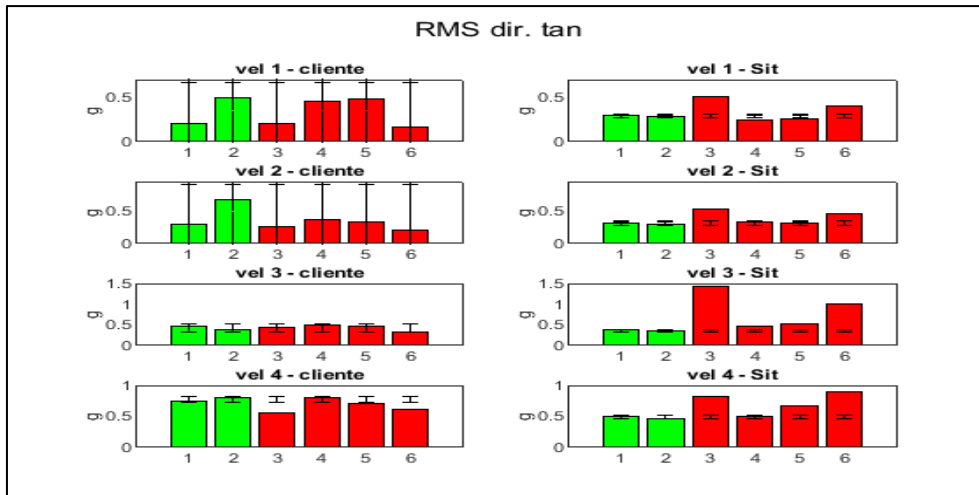


Figura 185: confronto RMS direzione tangenziale

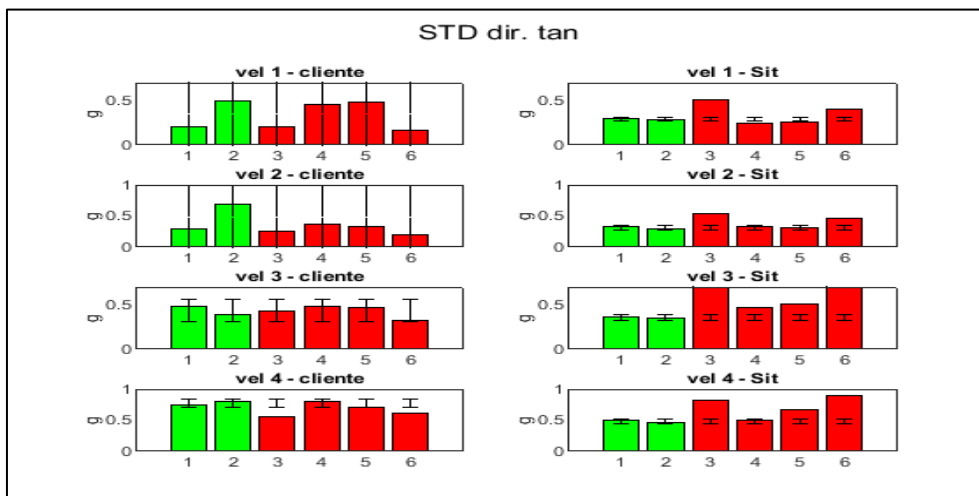


Figura 186: confronto STD direzione tangenziale

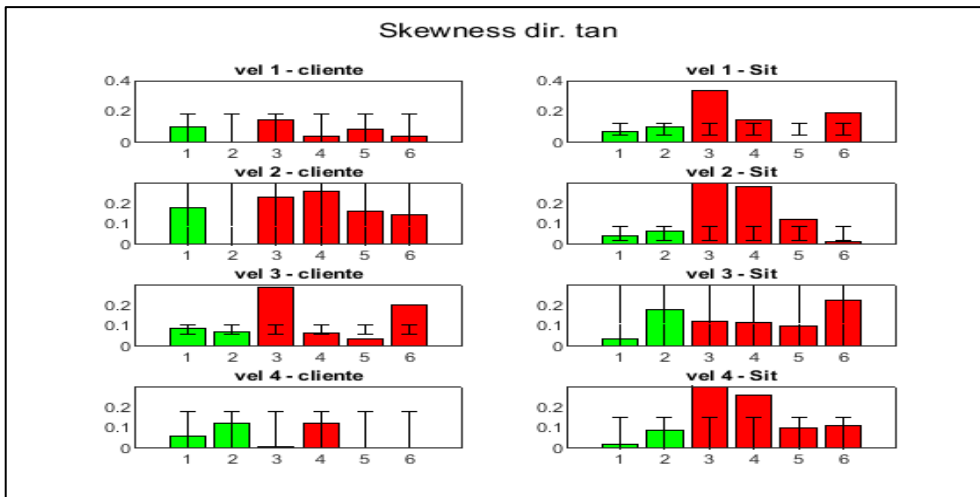


Figura 187: confronto Skewness direzione tangenziale

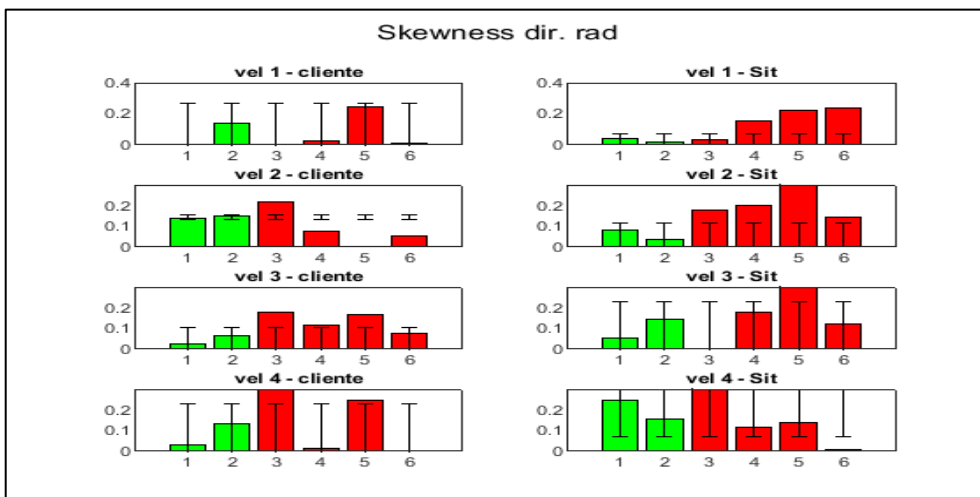


Figura 188: confronto Skewness direzione radiale

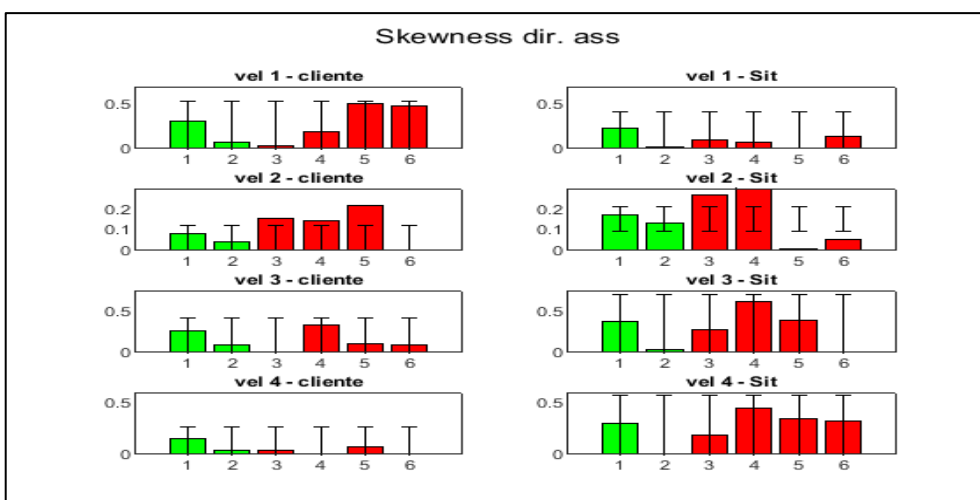


Figura 189: confronto Skewness direzione assiale

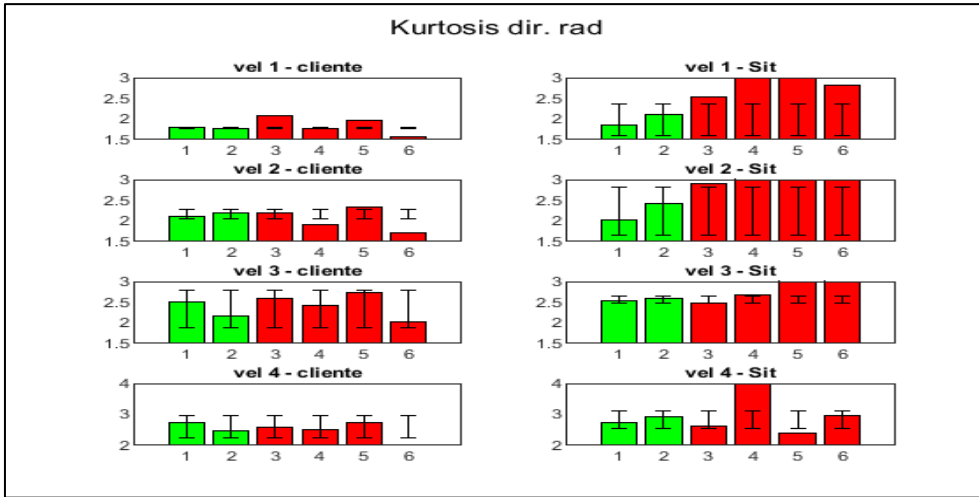


Figura 190: confronto Kurtosis direzione radiale

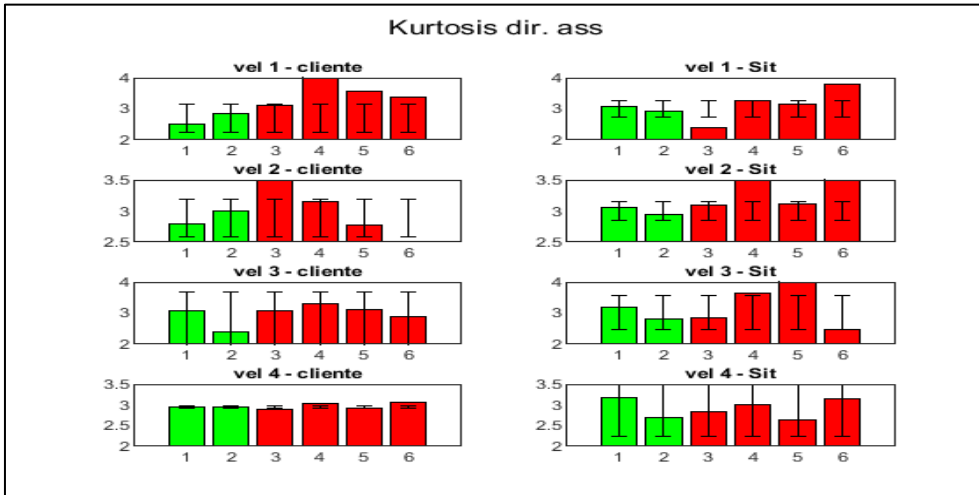


Figura 191: confronto Kurtosis direzione assiale

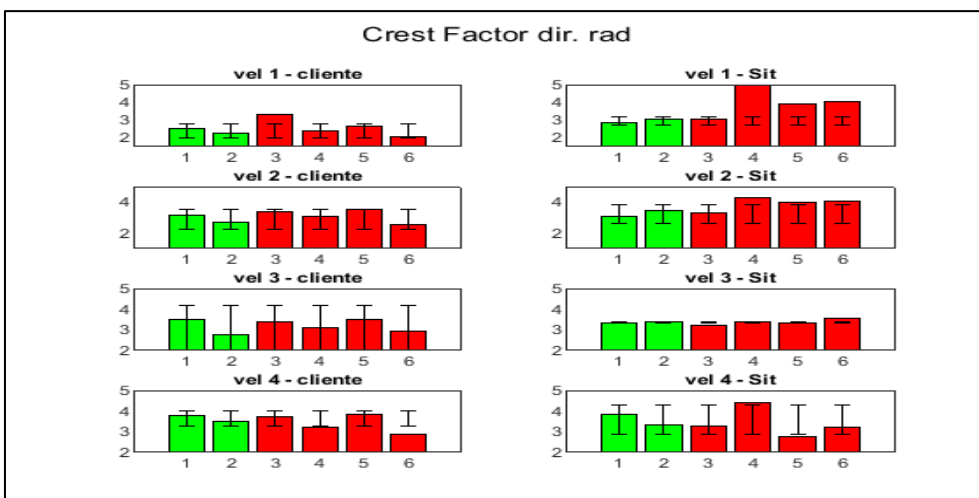


Figura 192: confronto Crest Factor direzione radiale

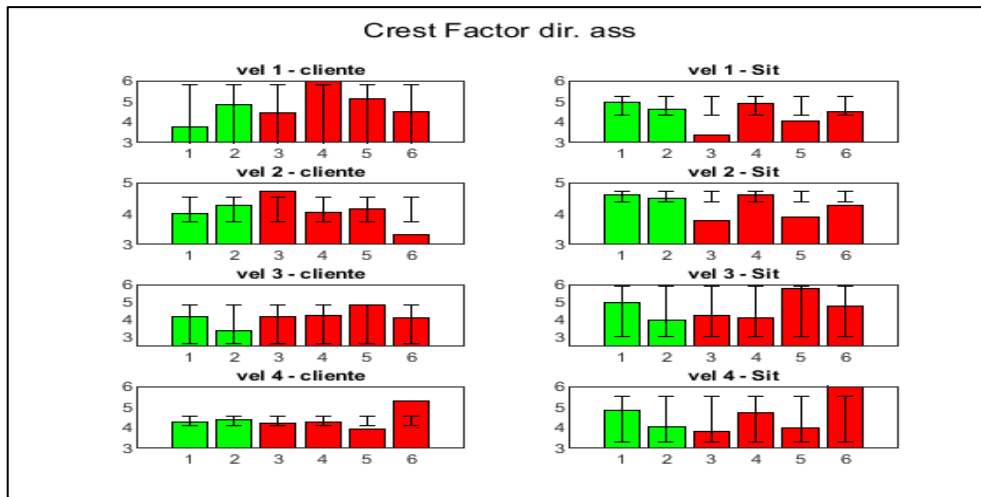


Figura 193: confronto Crest Factor direzione assiale

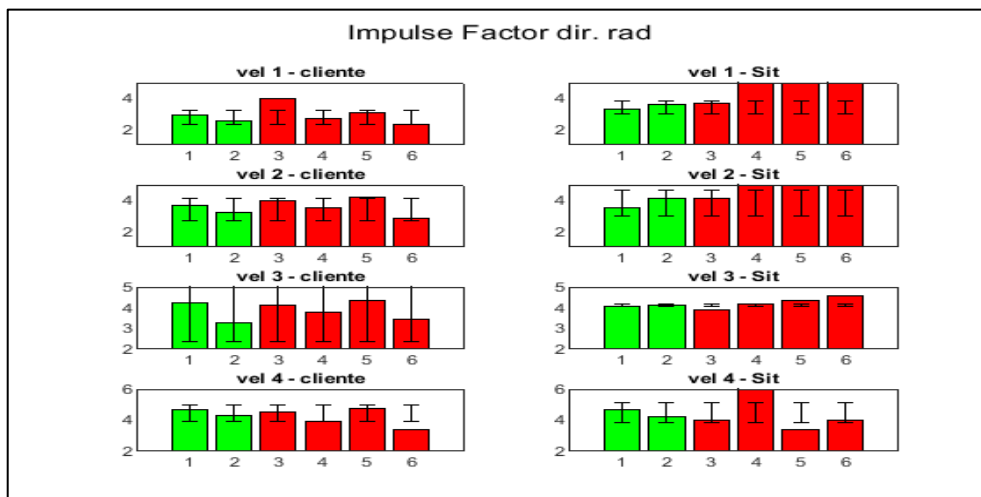


Figura 194: confronto Impulse Factor direzione radiale

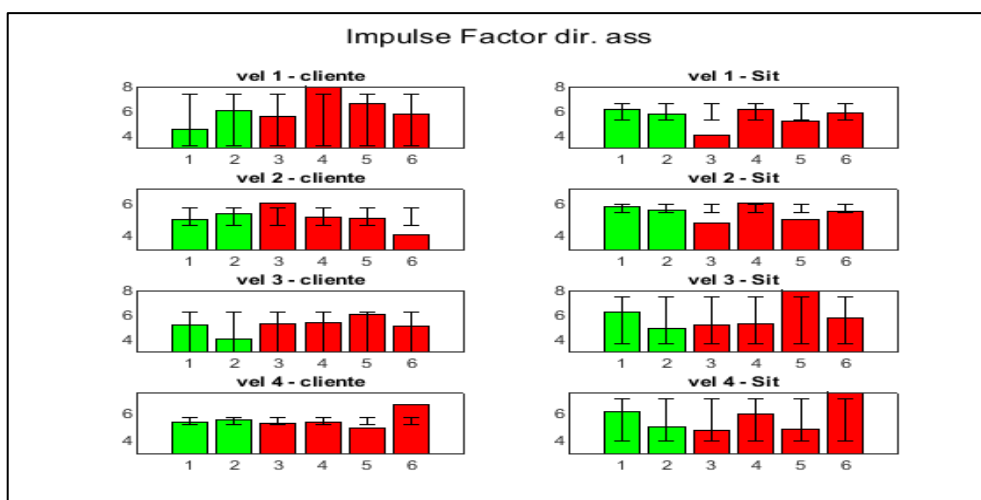


Figura 195: confronto Impulse Factor direzione assiale

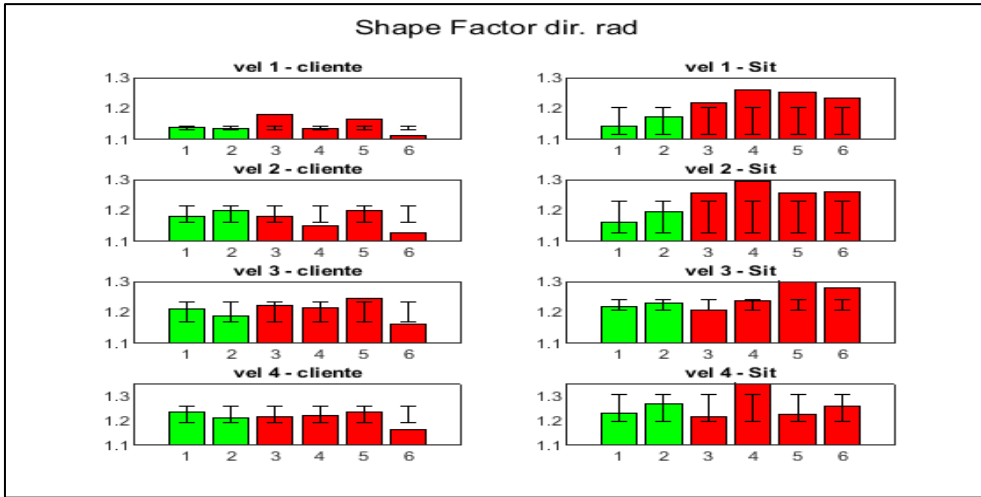


Figura 196: confronto Shape Factor direzione radiale

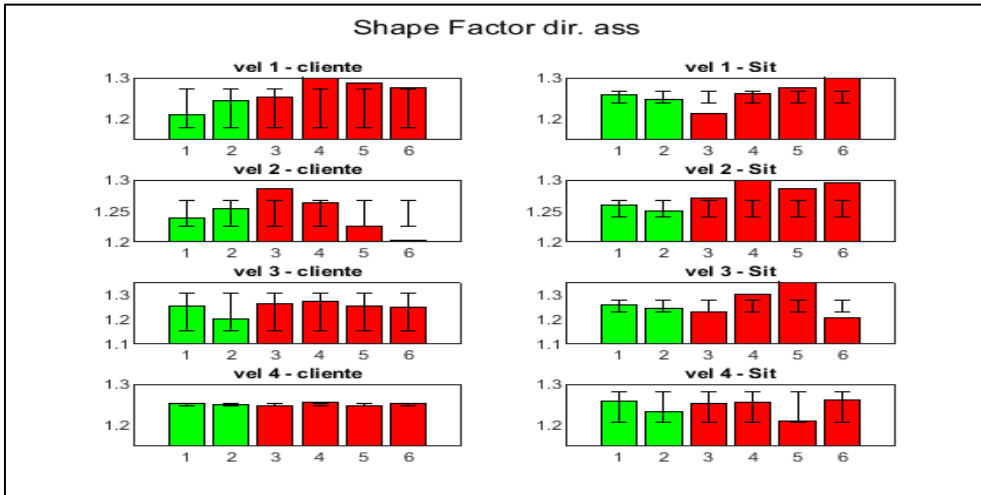


Figura 197: confronto Shape Factor direzione assiale

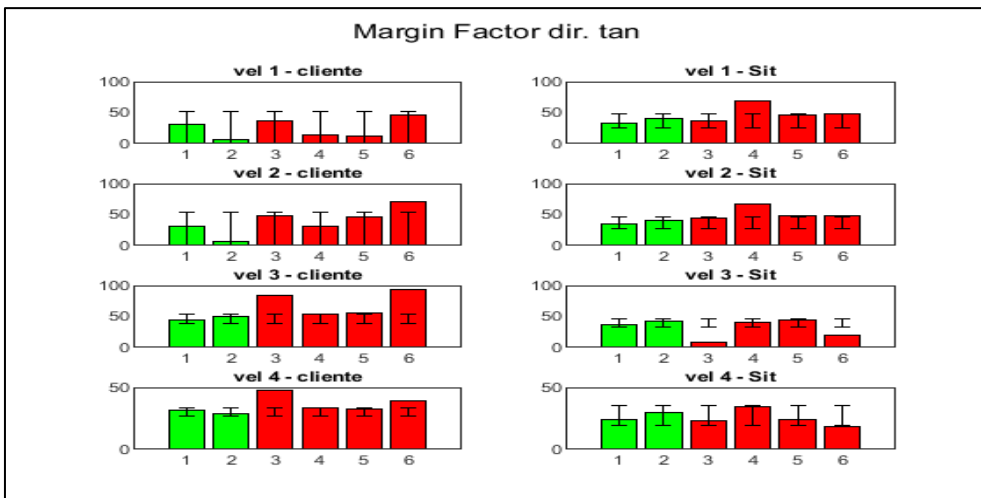


Figura 198: confronto Margin Factor direzione tangenziale

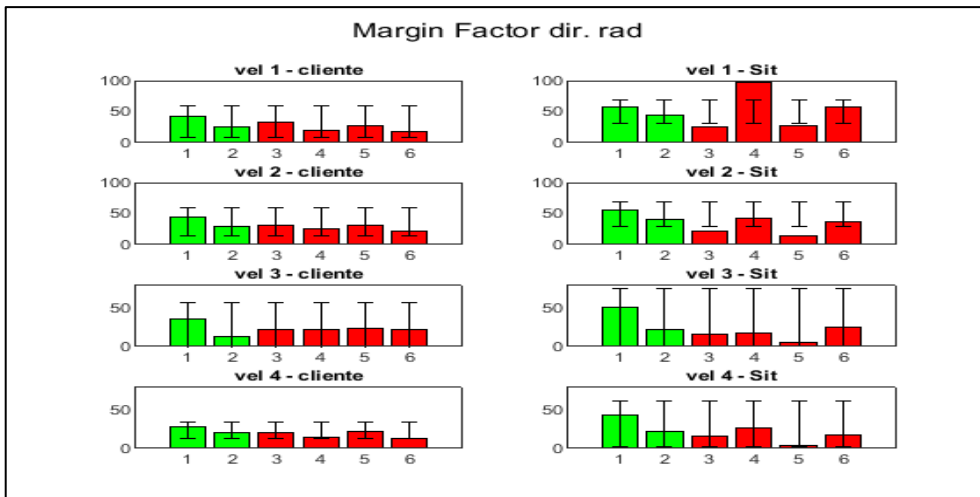


Figura 199: confronto Margin Factor direzione radiale

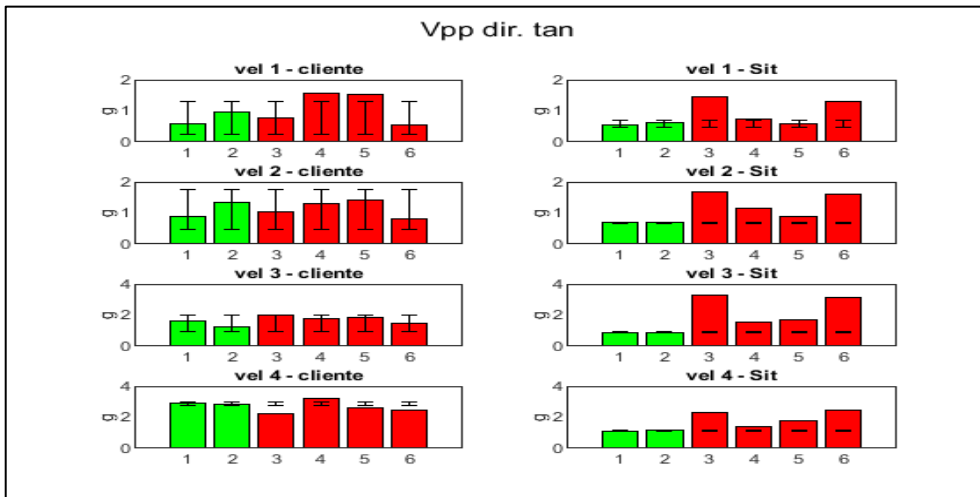


Figura 200: confronto Vpp direzione tangenziale

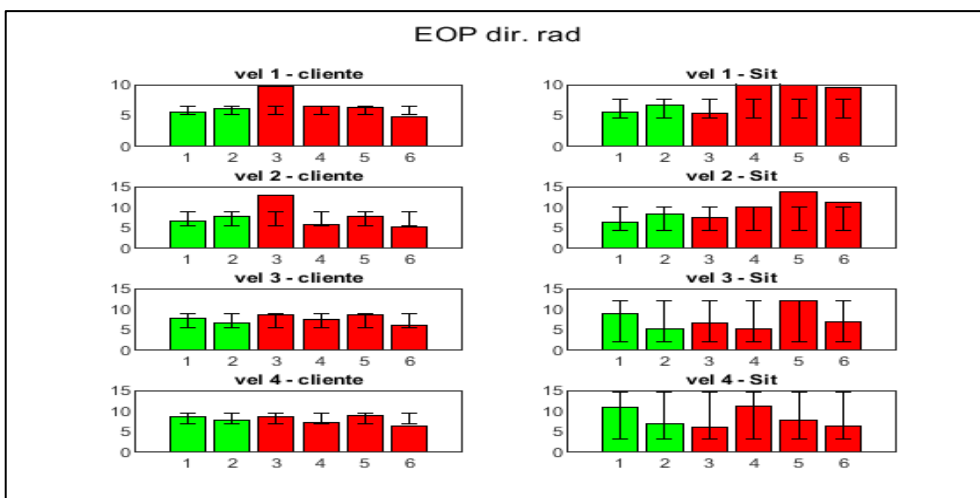


Figura 201: confronto EOP direzione radiale

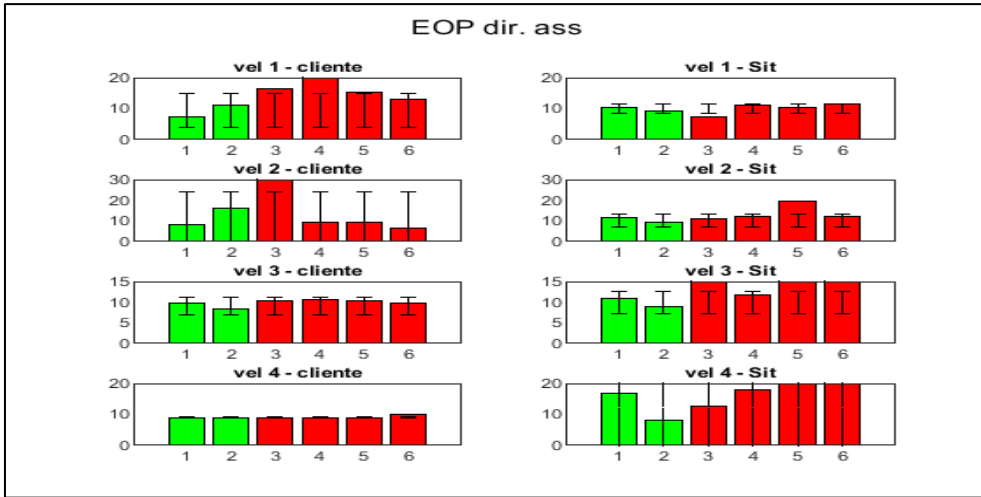


Figura 202: confronto EOP direzione assiale

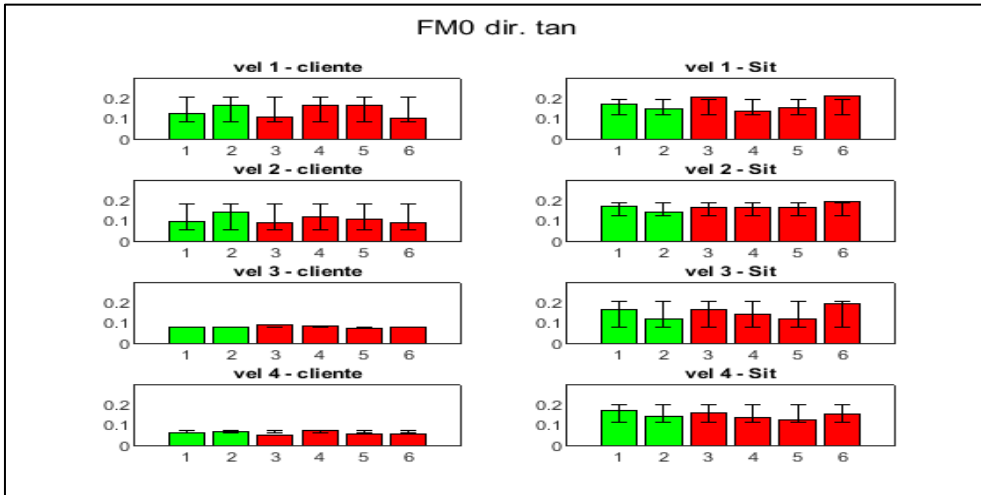


Figura 203: confronto FM0 direzione tangenziale

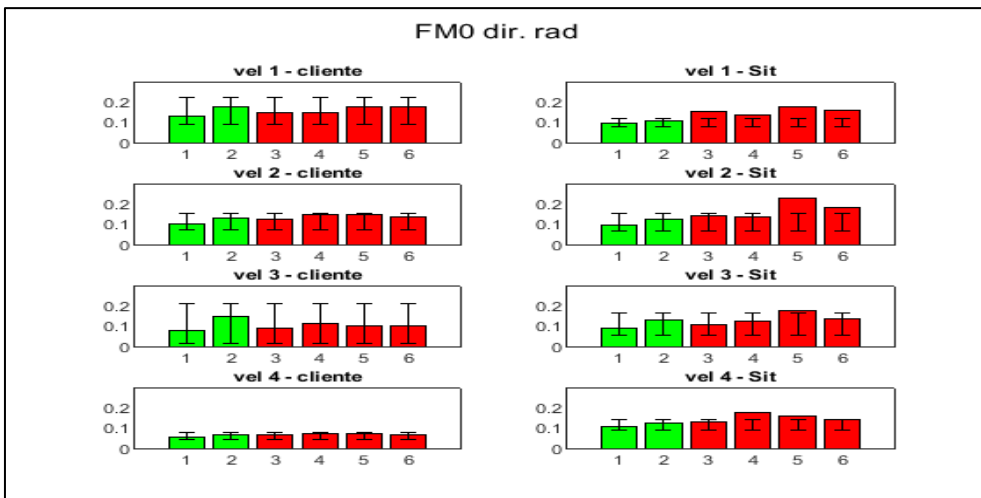


Figura 204: confronto FM0 direzione radiale

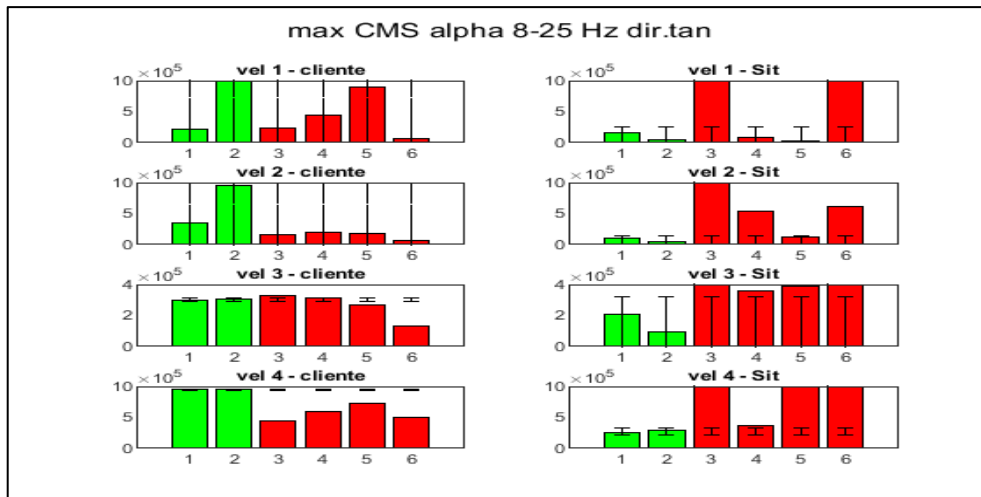


Figura 205: confronto max CMS filtrato direzione tangenziale

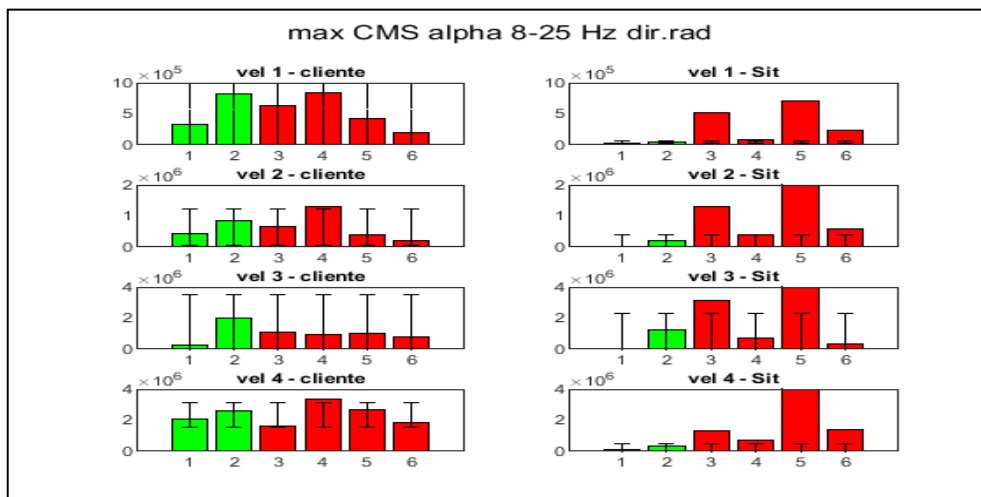


Figura 206: confronto max CMS filtrato direzione radiale

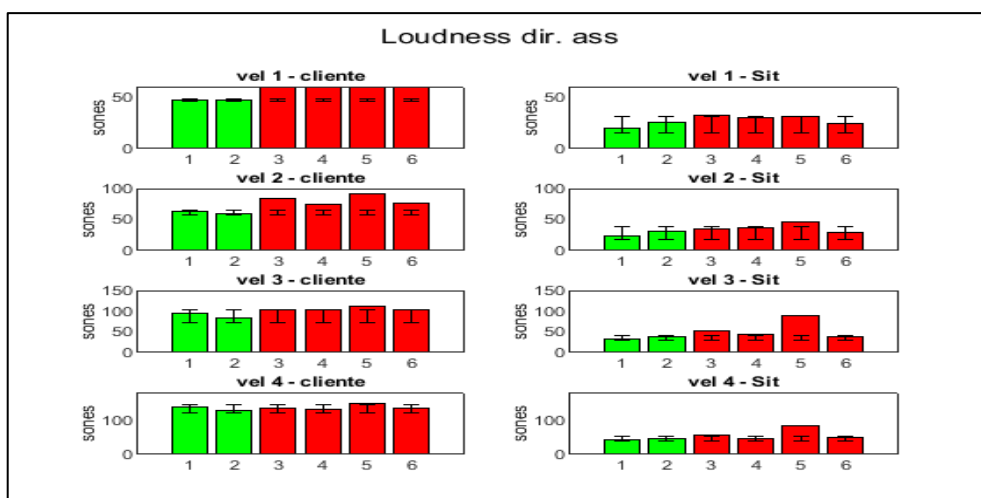


Figura 207: confronto Loudness direzione assiale

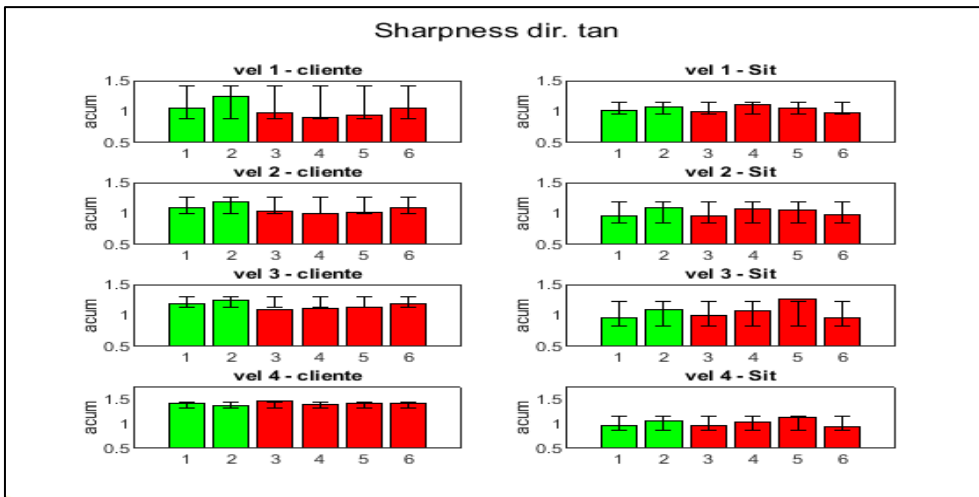


Figura 208: confronto Sharpness direzione tangenziale

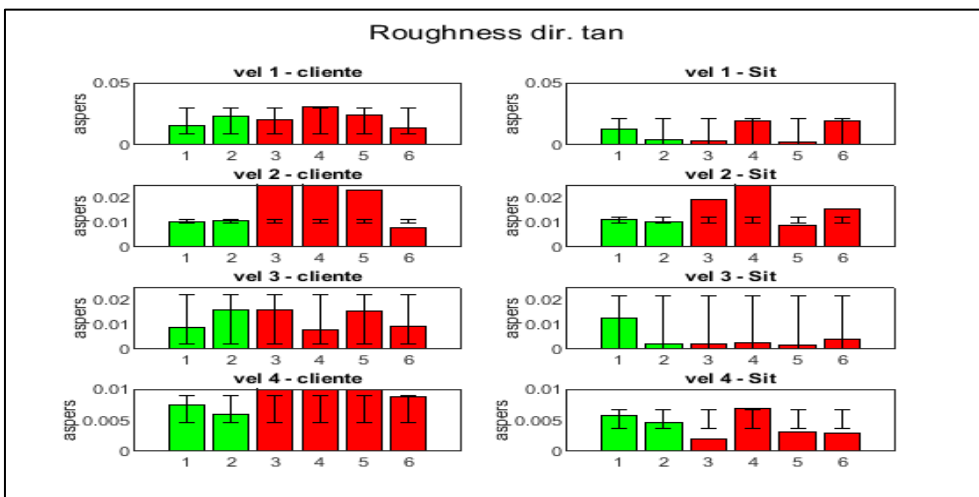


Figura 209: confronto Roughness direzione tangenziale

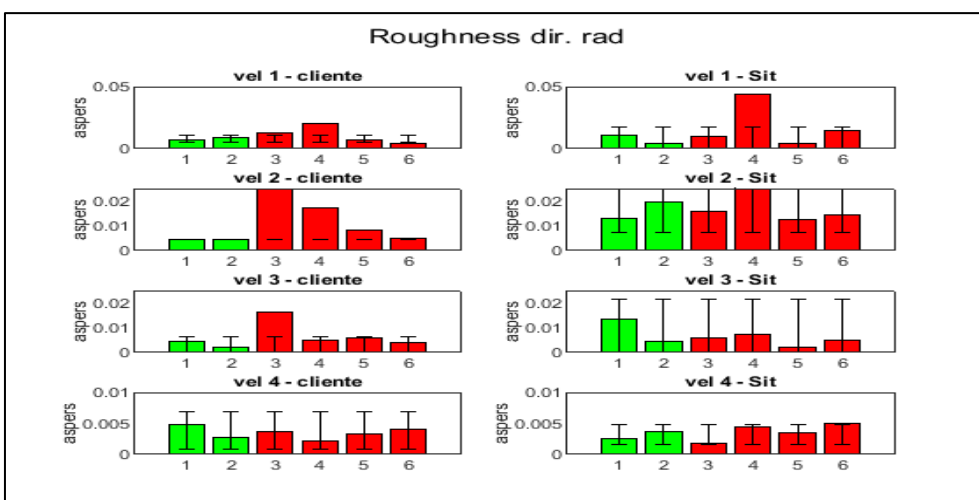


Figura 210: confronto Roughness direzione radiale

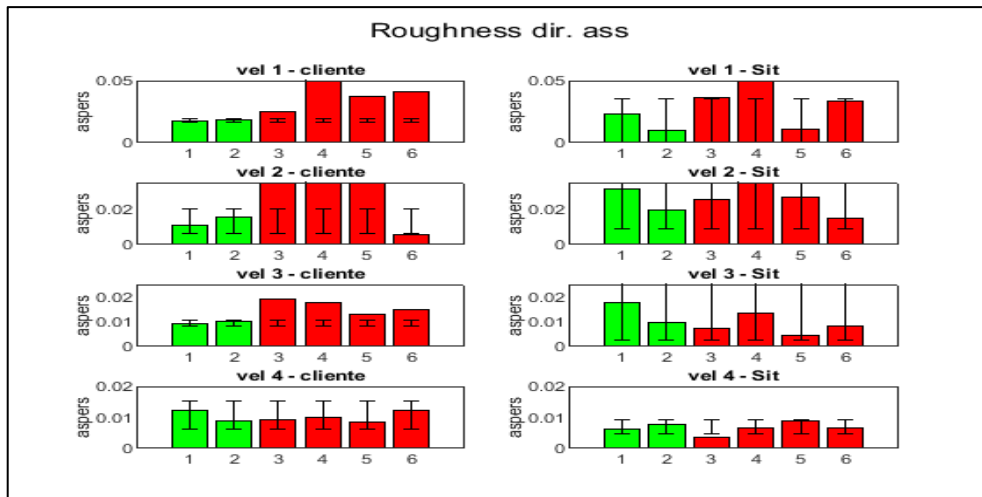


Figura 211: confronto Roughness direzione assiale

APPENDICE B

In questa sezione vengono riportati i grafici relativi alla classificazione in setup “CQ” utilizzando gli indici proposti al capitolo 3, paragrafo 3.4, che non sono risultati essere efficaci nella separazione lineare delle due classi.

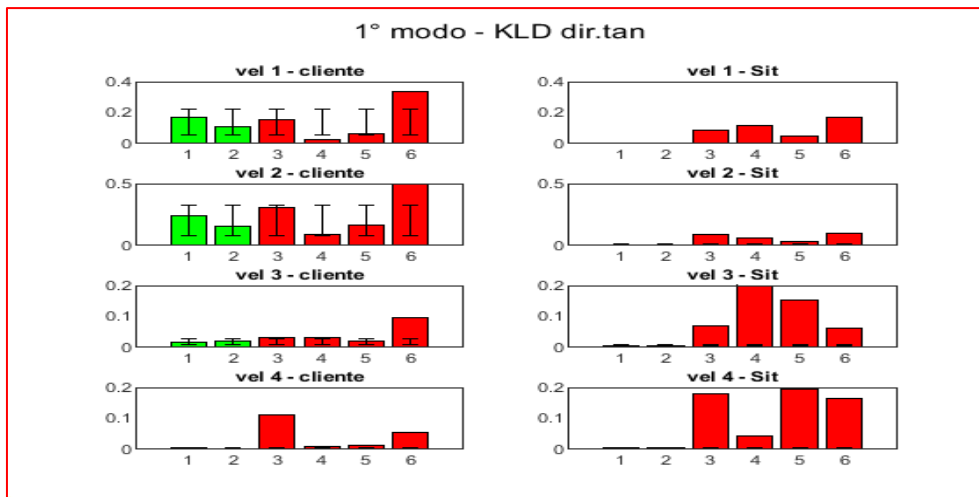


Figura 212: confronto KLD direzione tangenziale 1°modo

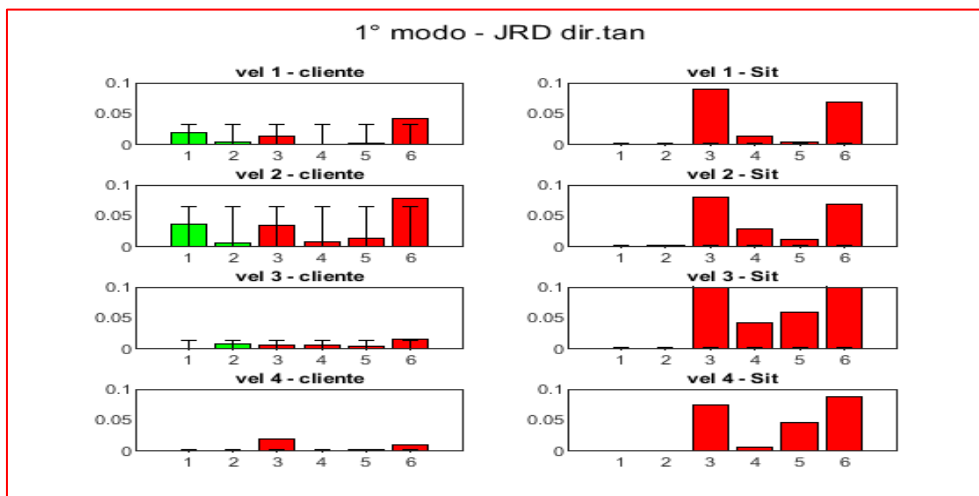


Figura 213: confronto JRD direzione tangenziale 1°modo

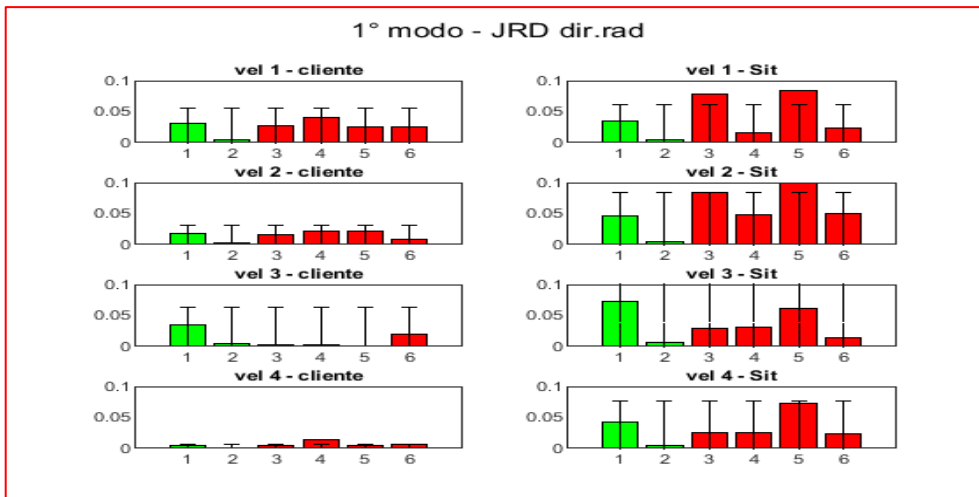


Figura 214: confronto JRD direzione radiale 1° modo

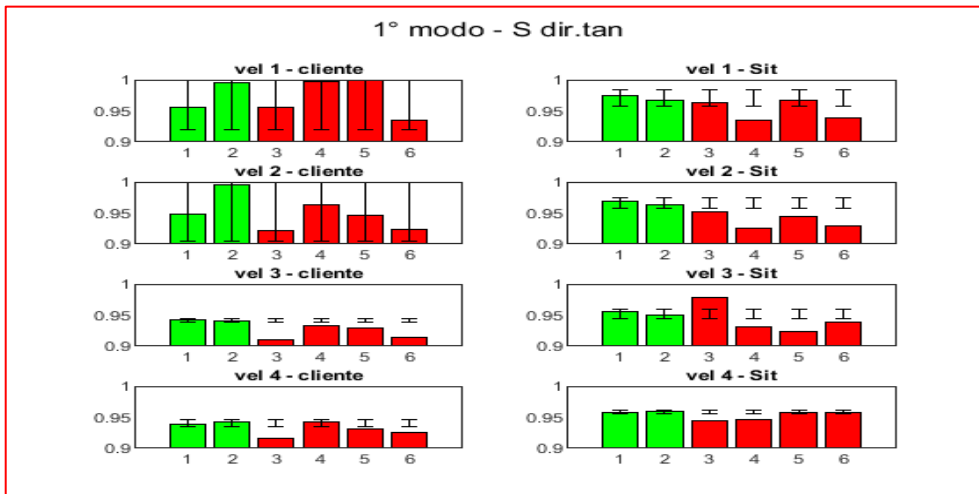


Figura 215: confronto S direzione tangenziale 1° modo



Figura 216: confronto S direzione radiale 1° modo

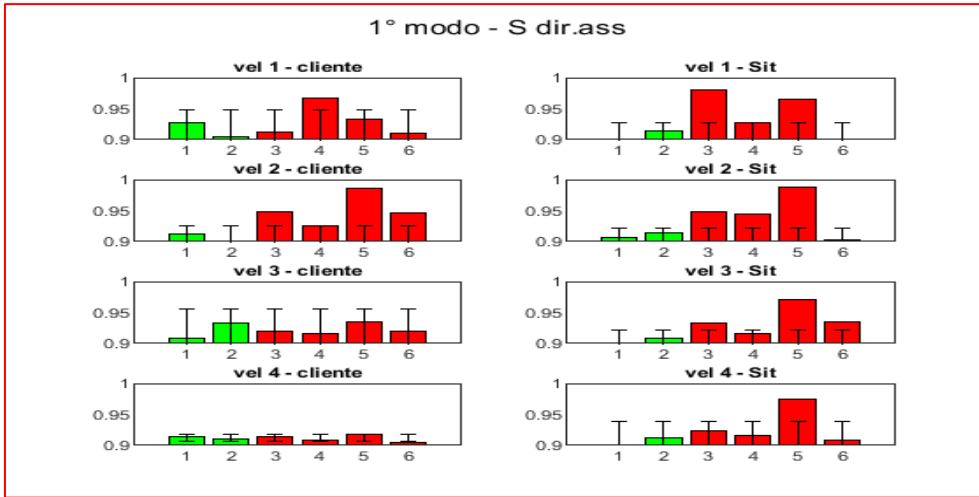


Figura 217: confronto S direzione assiale 1°modo

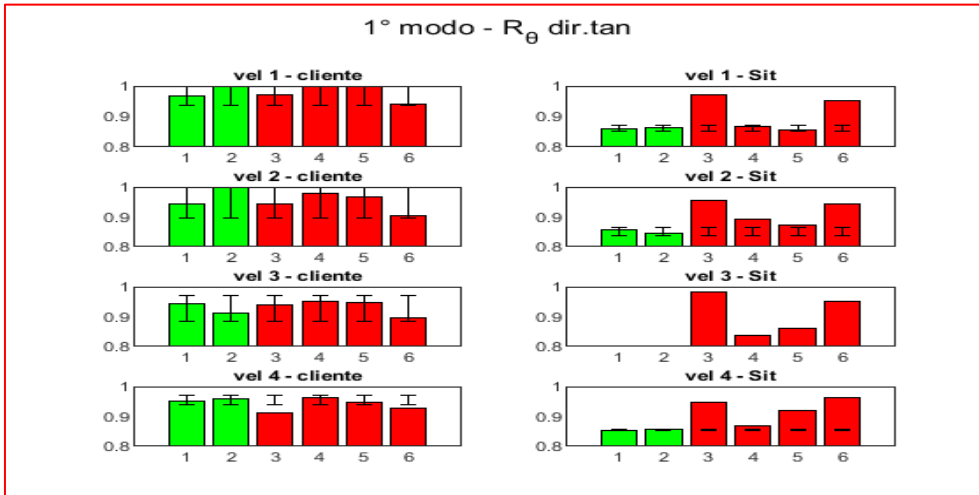


Figura 218: confronto R_θ direzione tangenziale 1°modo

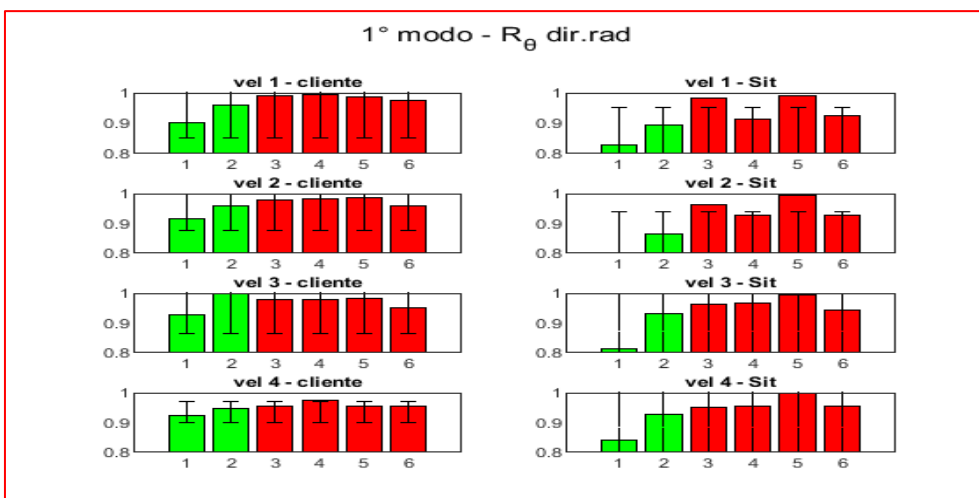


Figura 219: confronto R_θ direzione radiale 1°modo

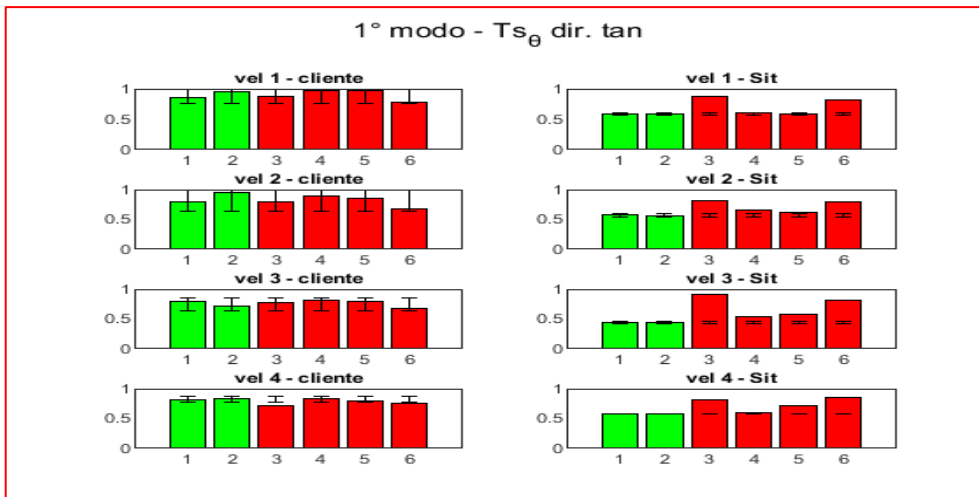


Figura 220: confronto Ts_{θ} direzione tangenziale 1°modo

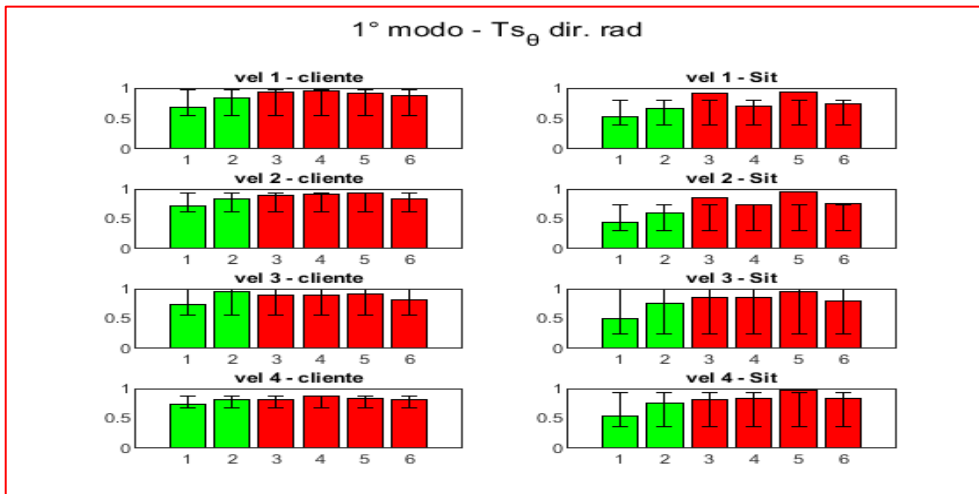


Figura 221: confronto Ts_{θ} direzione radiale 1°modo

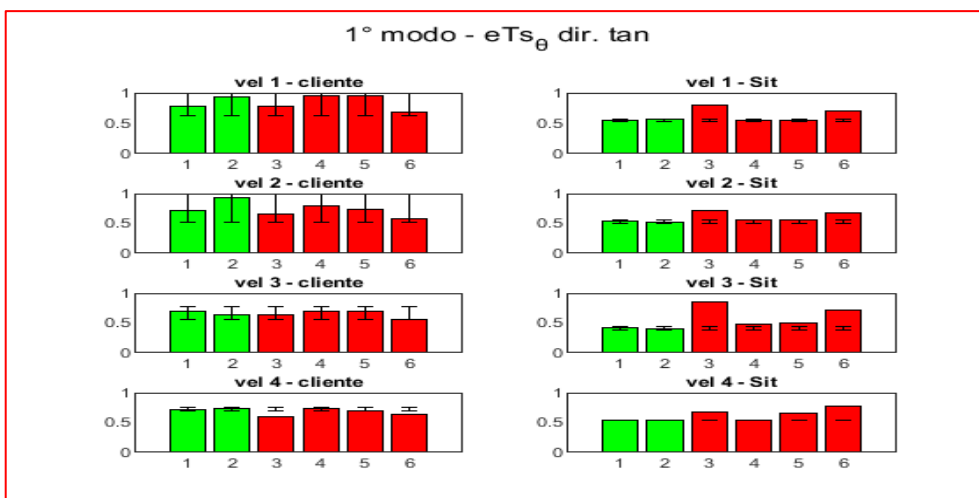


Figura 222: confronto eTs_{θ} direzione tangenziale 1°modo

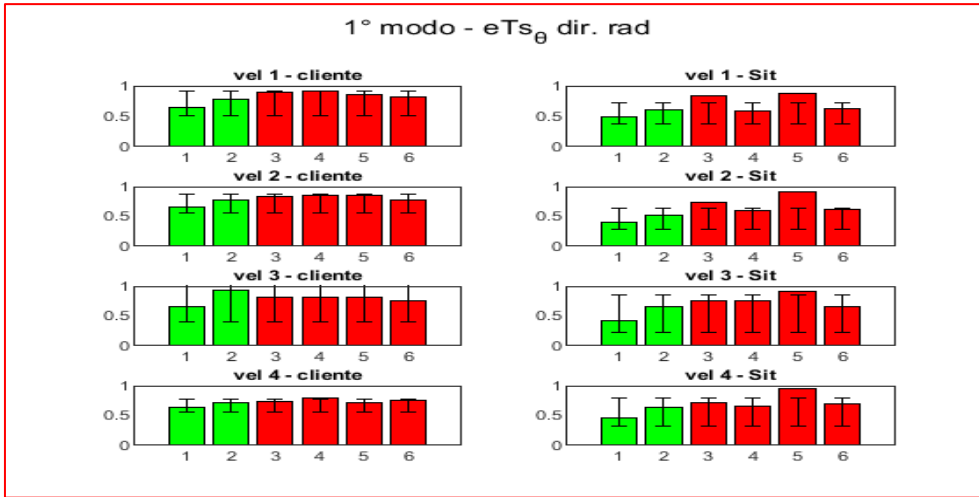


Figura 223: confronto eTs_{θ} direzione radiale 1° modo

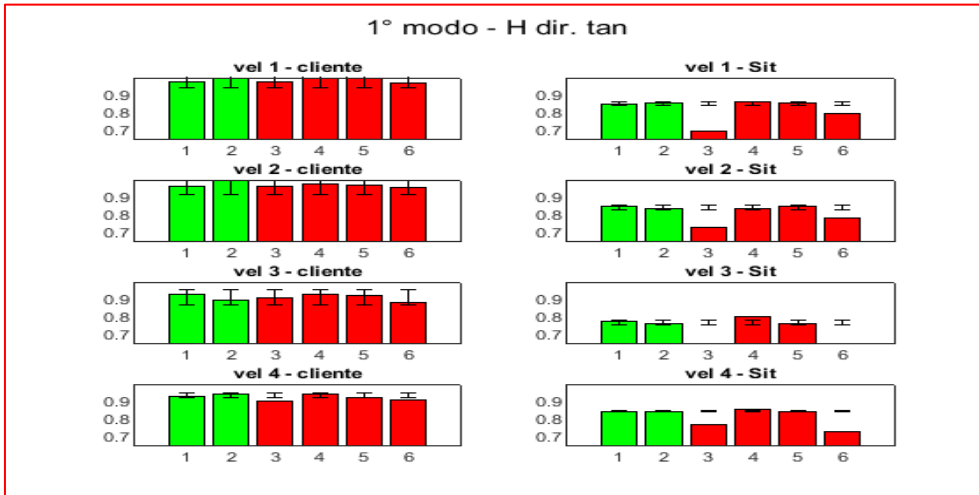


Figura 224: confronto H direzione tangenziale 1° modo

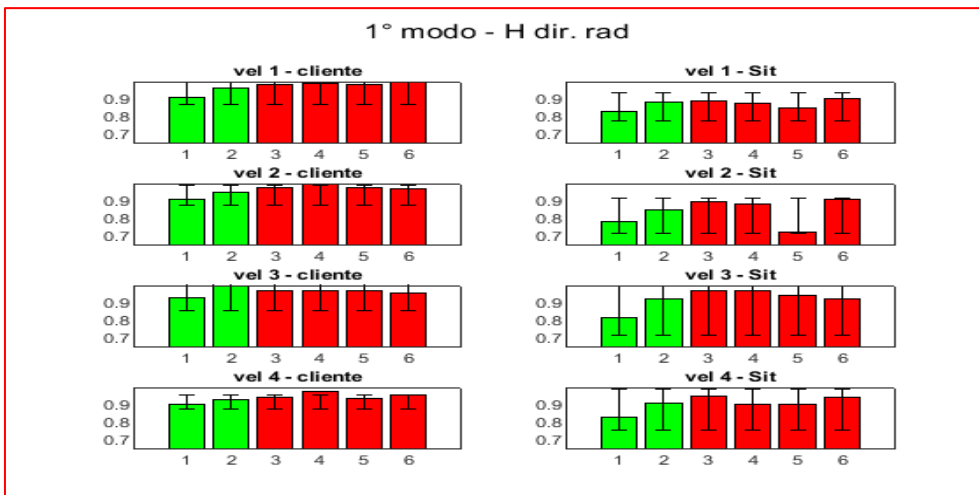


Figura 225: confronto H direzione radiale 1° modo

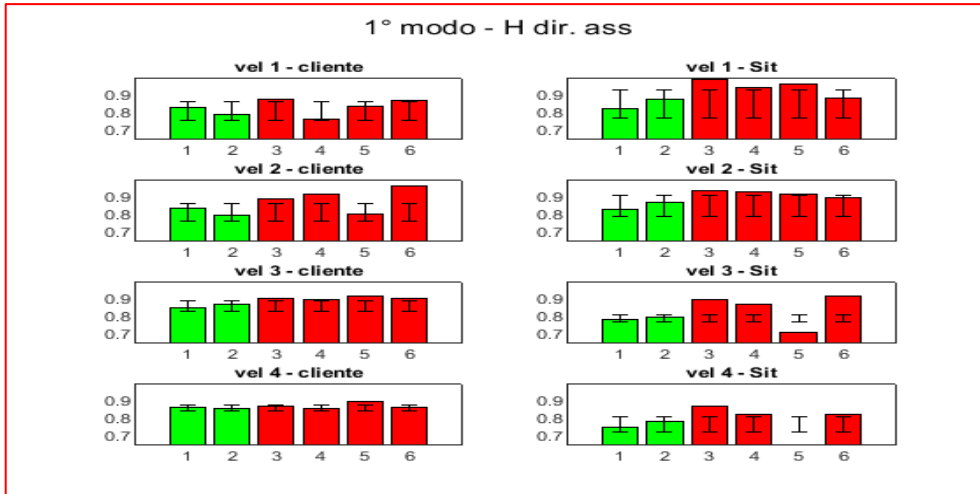


Figura 226: confronto H direzione assiale 1° modo

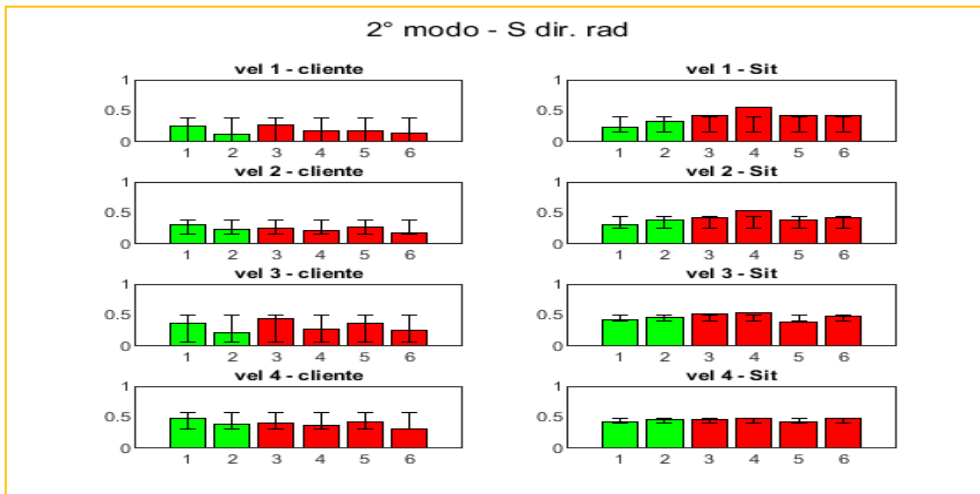


Figura 227: confronto S direzione radiale 2° modo



Figura 228: confronto S direzione assiale 2° modo

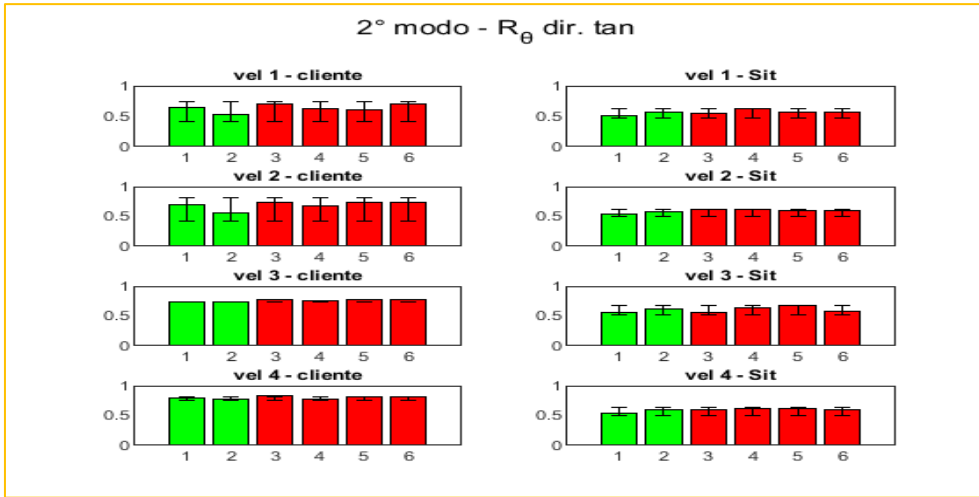


Figura 229: confronto R_θ direzione tangenziale 2° modo

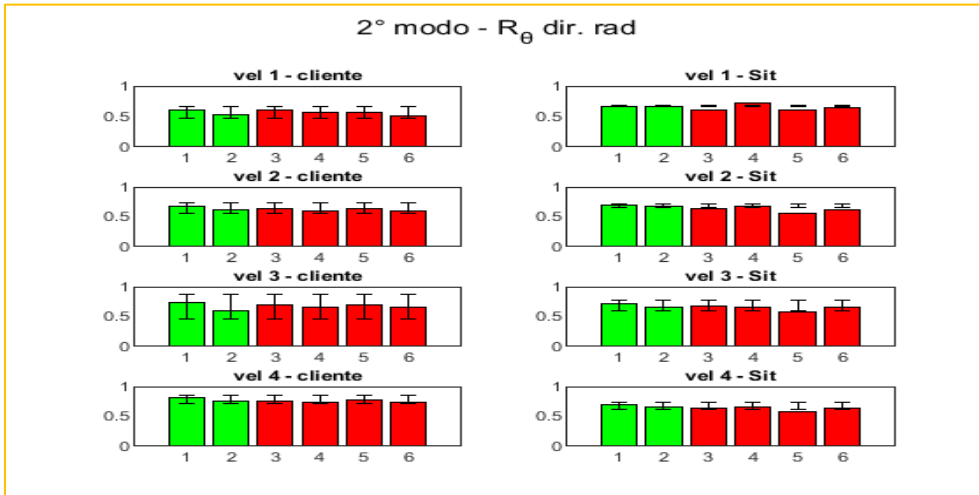


Figura 230: confronto R_θ direzione radiale 2° modo

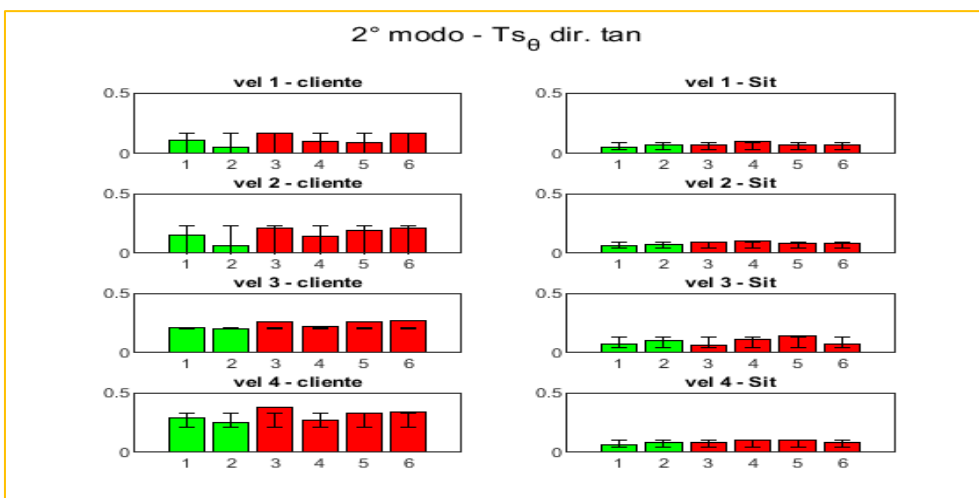


Figura 231 : confronto Ts_θ direzione tangenziale 2° modo

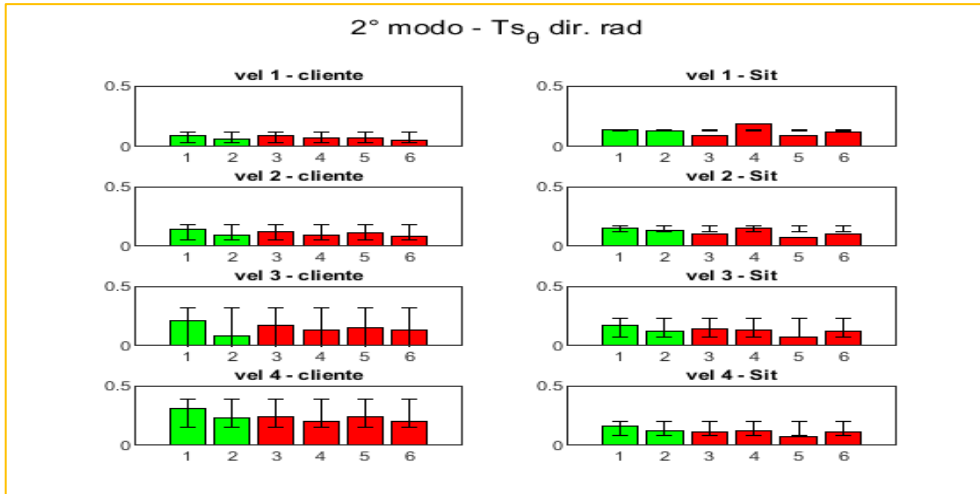


Figura 232: confronto Ts_θ direzione radiale 2° modo

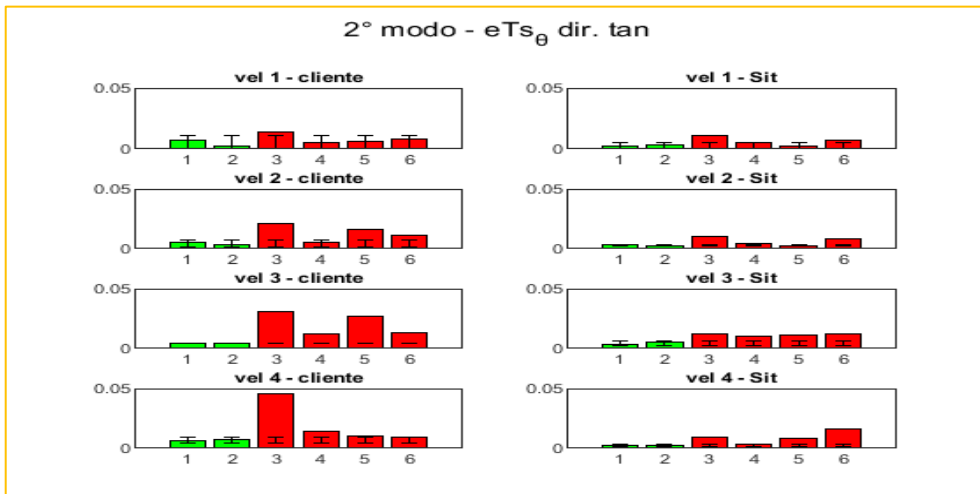


Figura 233: confronto eTs_θ direzione tangenziale 2° modo

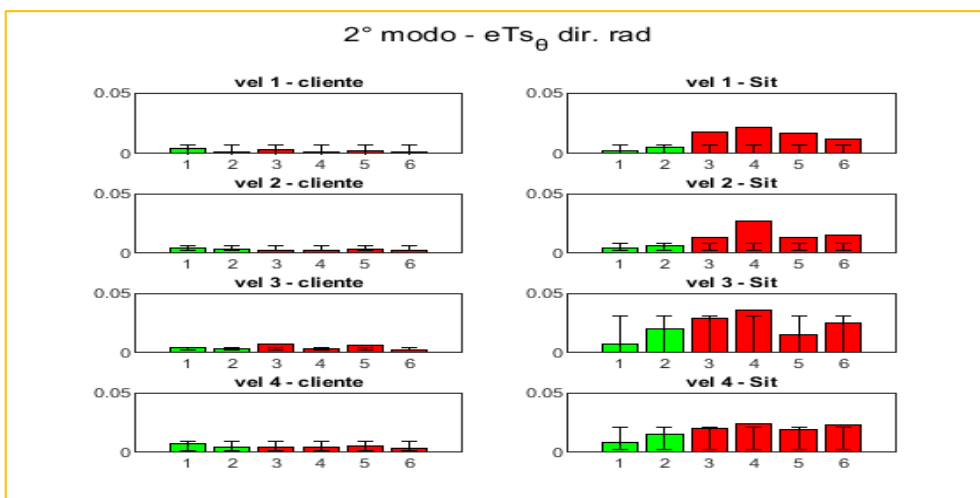


Figura 234: confronto eTs_θ direzione radiale 2° modo

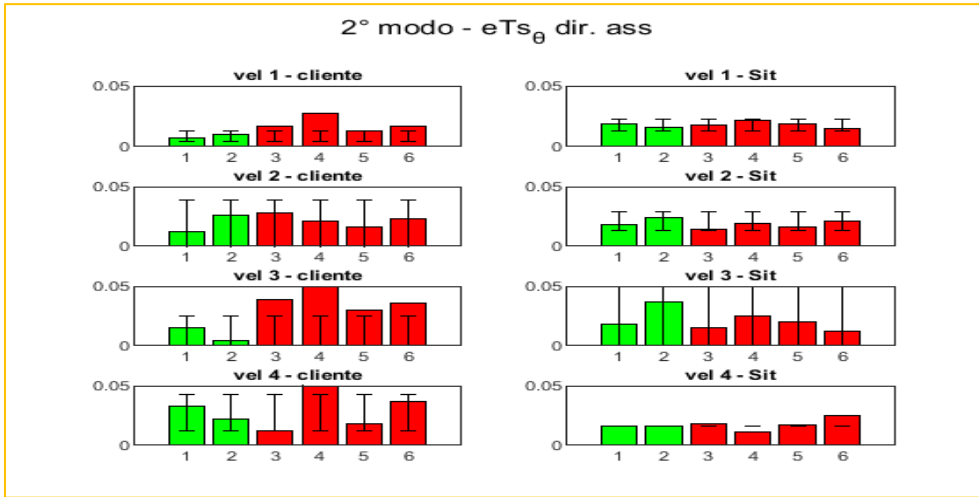


Figura 235: confronto eTs_{θ} direzione assiale 2° modo

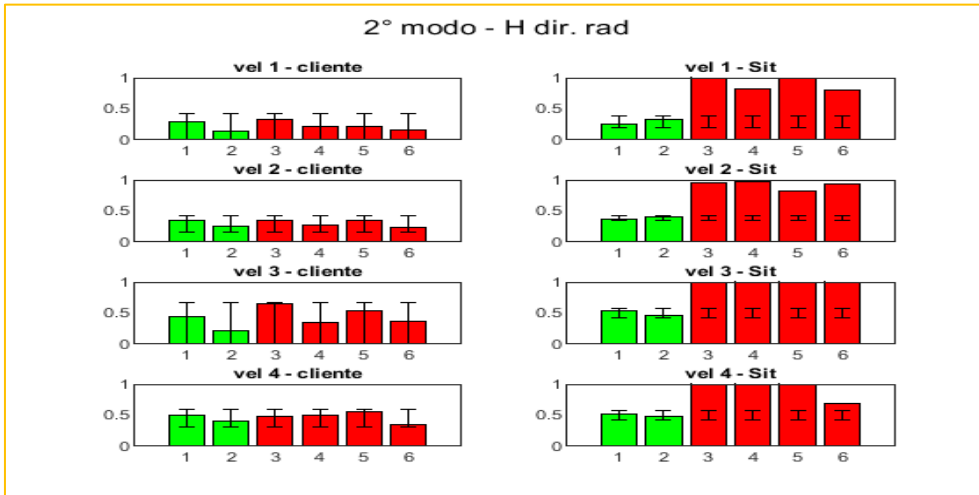


Figura 236: confronto H direzione radiale 2° modo

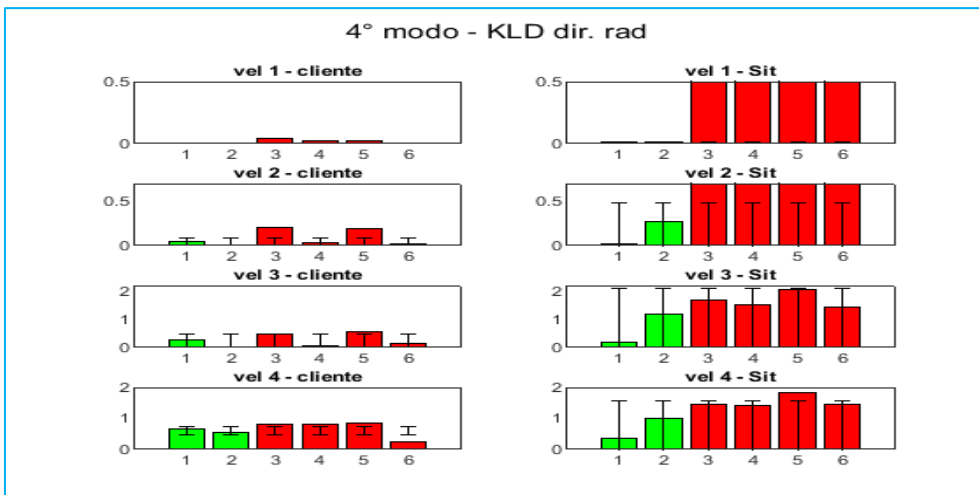


Figura 237: confronto KLD direzione radiale 4° modo

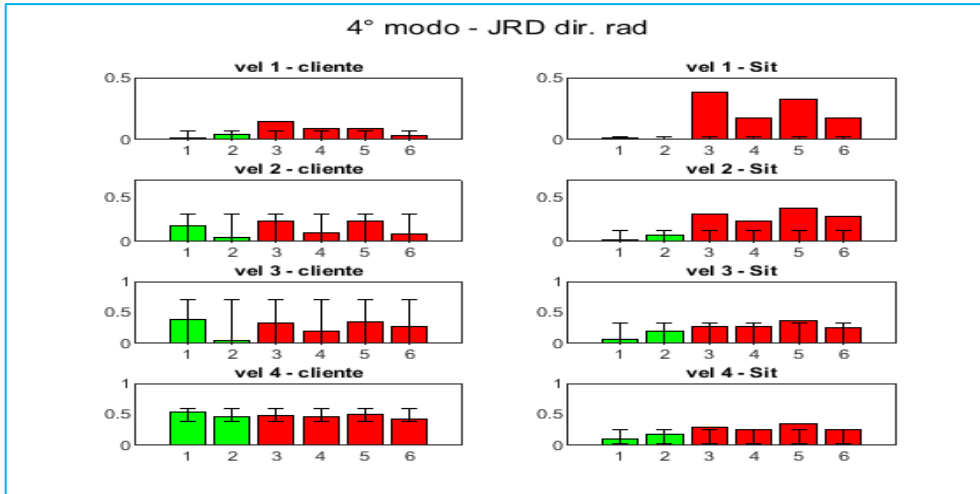


Figura 238: confronto JRD direzione radiale 4° modo

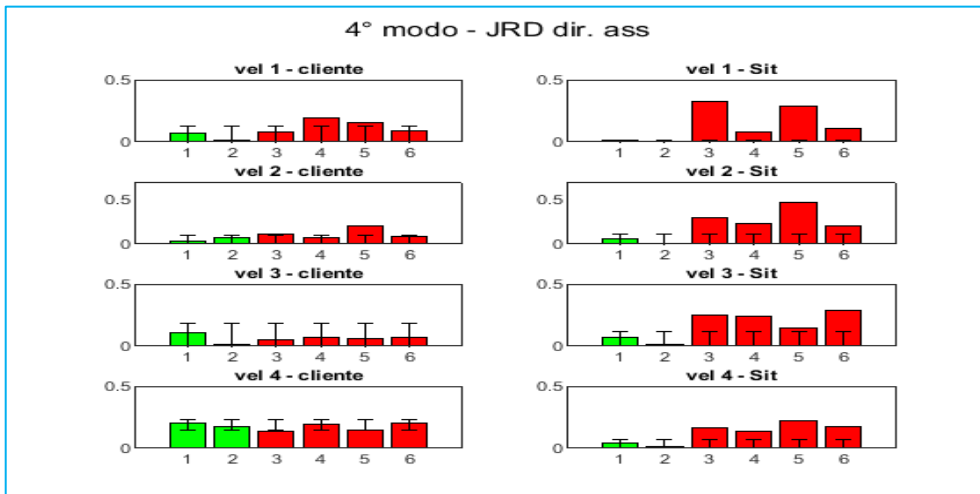


Figura 239: confronto JRD direzione assiale 4° modo

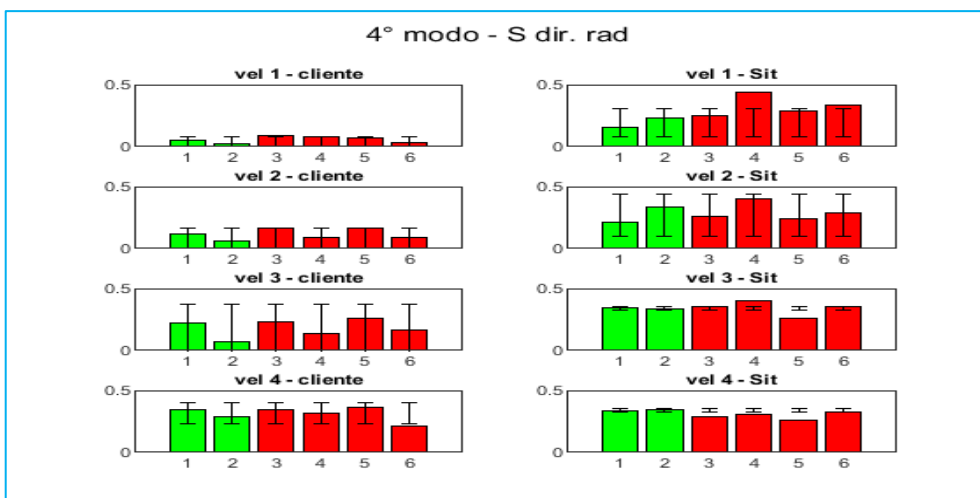


Figura 240: confronto S direzione radiale 4° modo

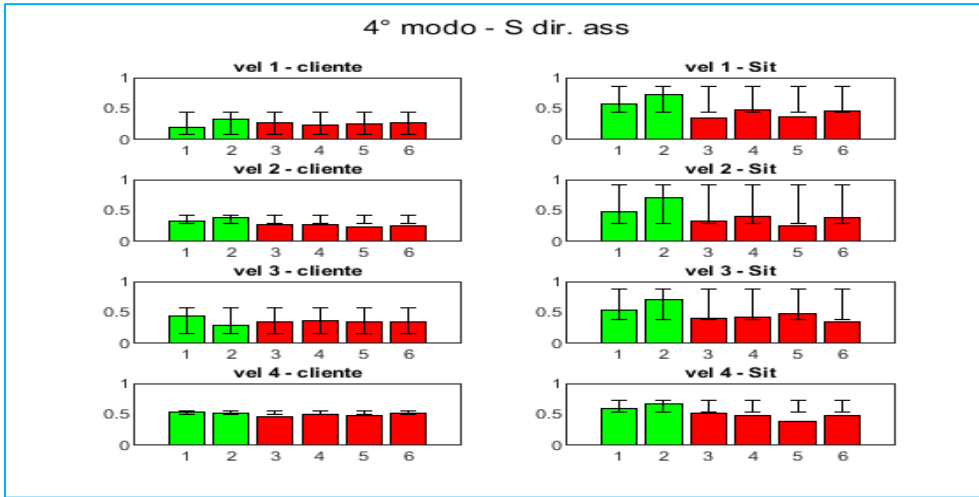


Figura 241: confronto S direzione assiale 4° modo

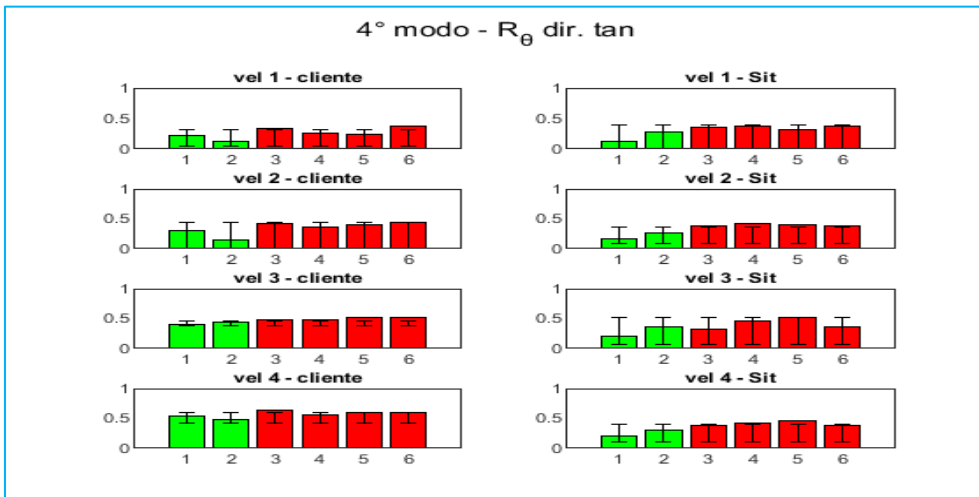


Figura 242: confronto R_θ direzione tangenziale 4° modo

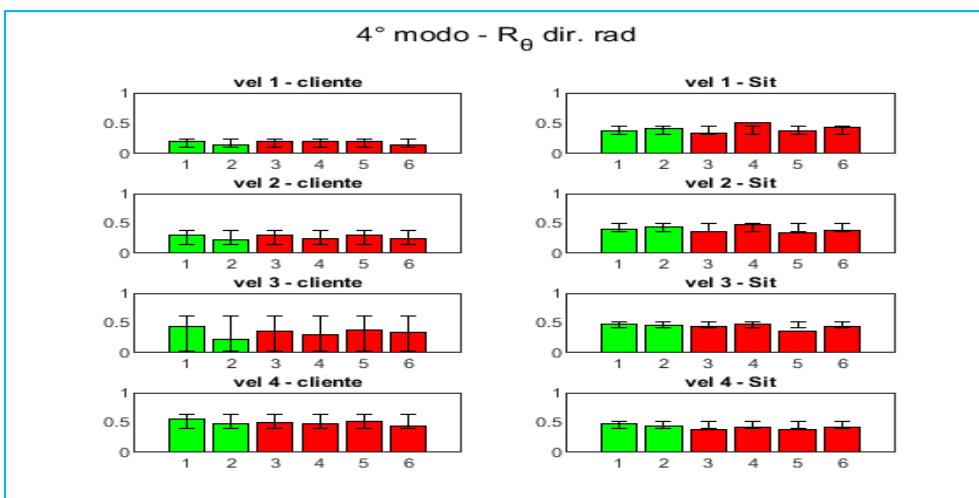


Figura 243: confronto R_θ direzione radiale 4° modo

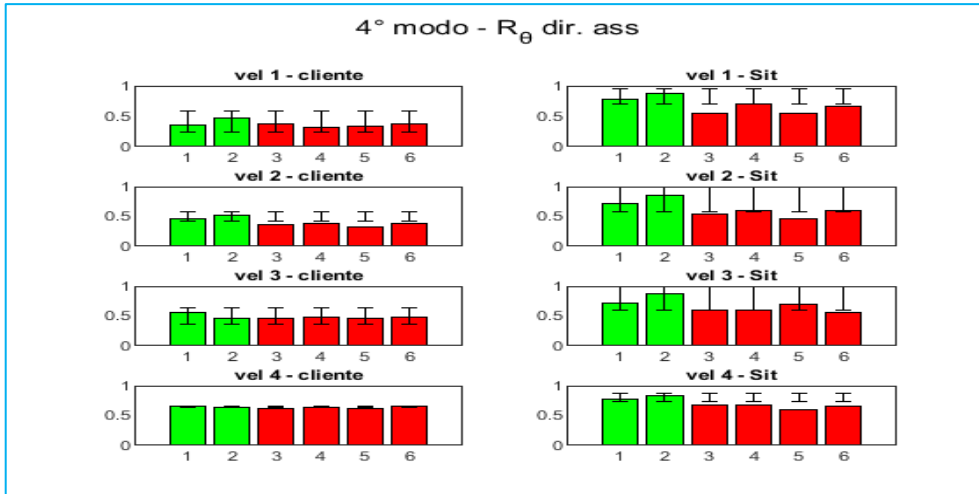


Figura 244: confronto R_{θ} direzione assiale 4° modo

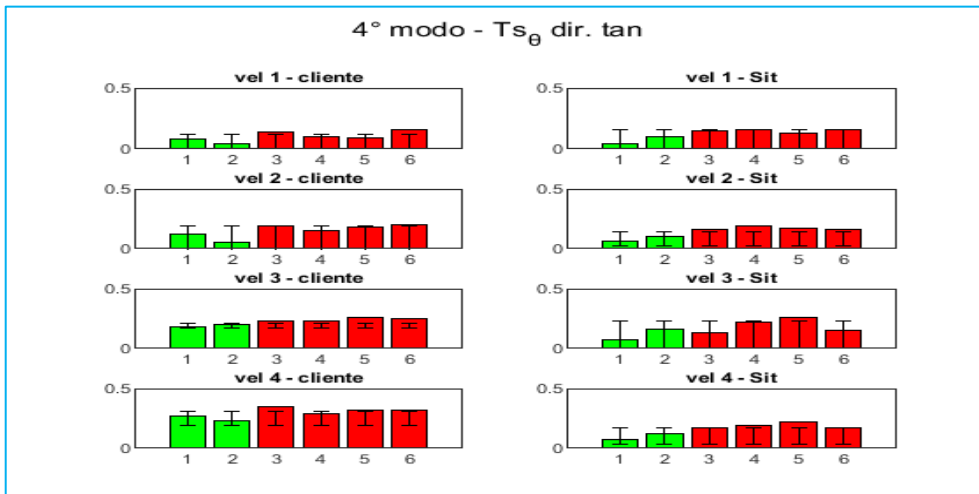


Figura 245: confronto Ts_{θ} direzione tangenziale 4° modo

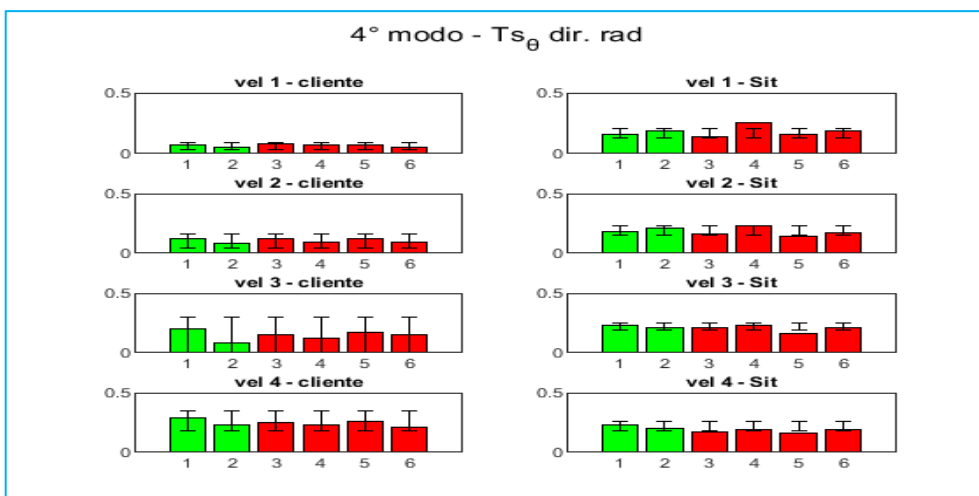


Figura 246: confronto Ts_{θ} direzione radiale 4° modo

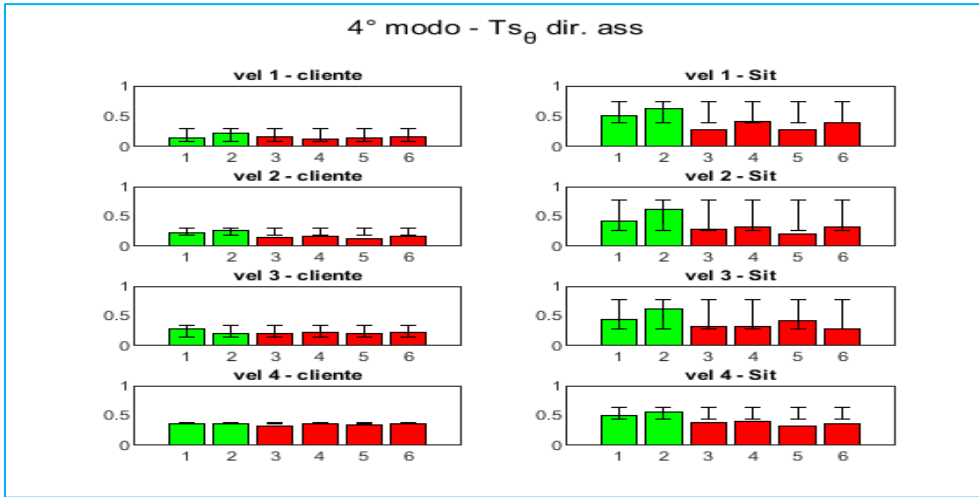


Figura 247: confronto Ts_{θ} direzione assiale 4° modo

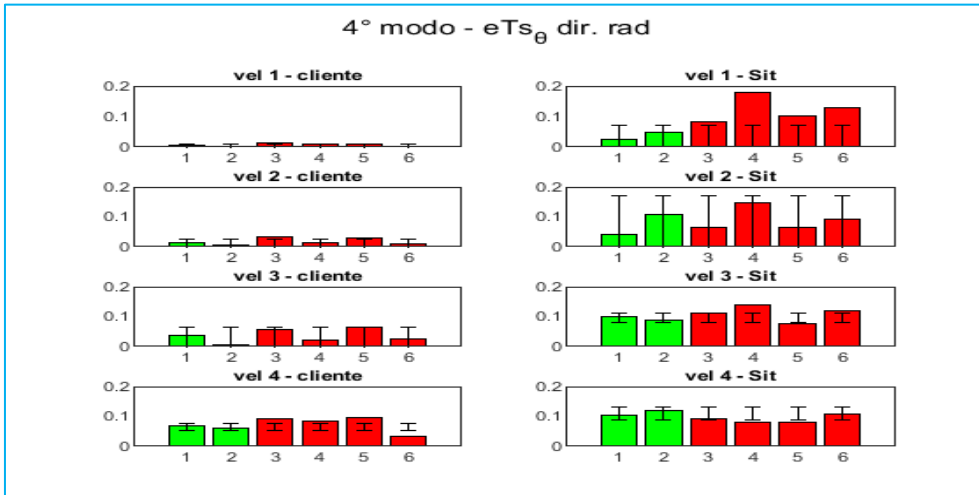


Figura 248: confronto eTs_{θ} direzione radiale 4° modo

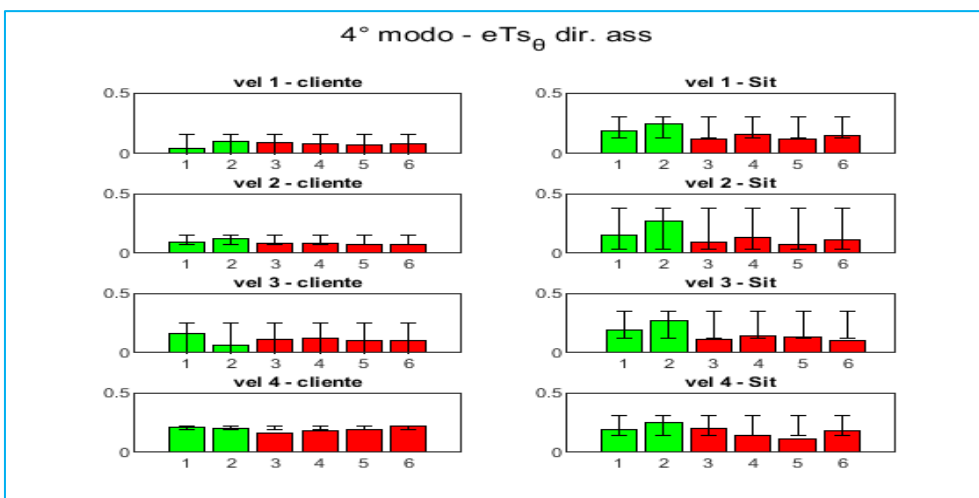


Figura 249: confronto eTs_{θ} direzione assiale 4° modo

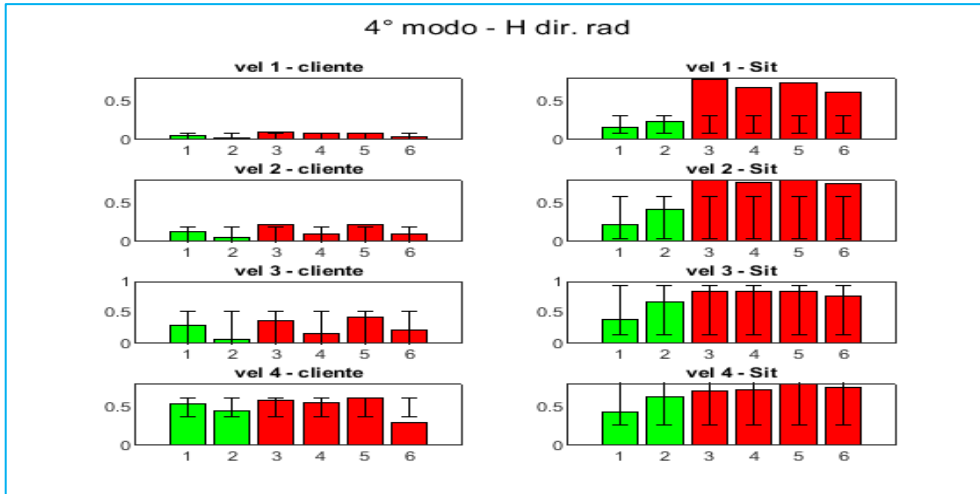


Figura 250: confronto H direzione radiale 4° modo

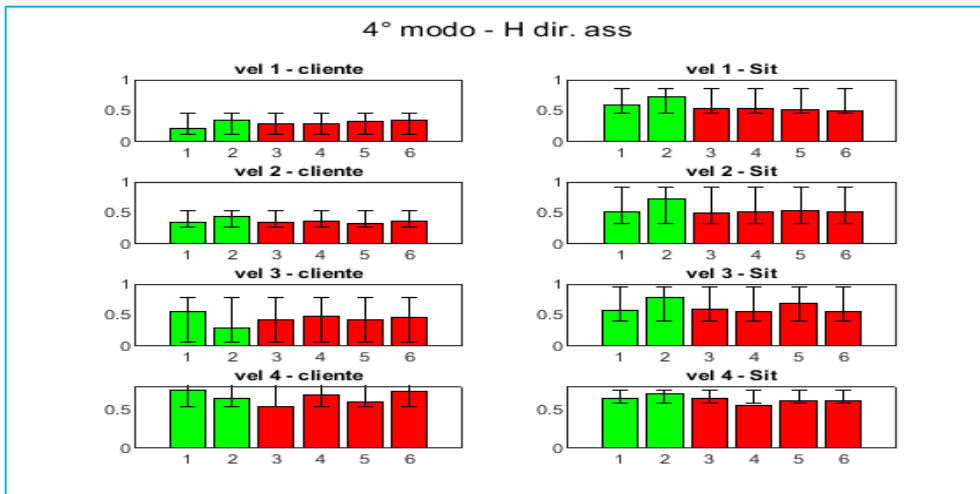


Figura 251: confronto H direzione assiale 4° modo

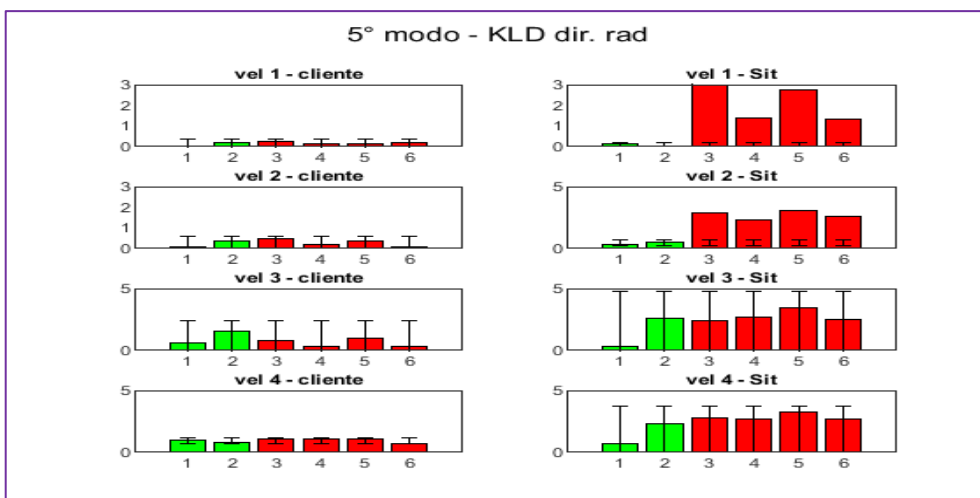


Figura 252: confronto KLD direzione radiale 5° modo

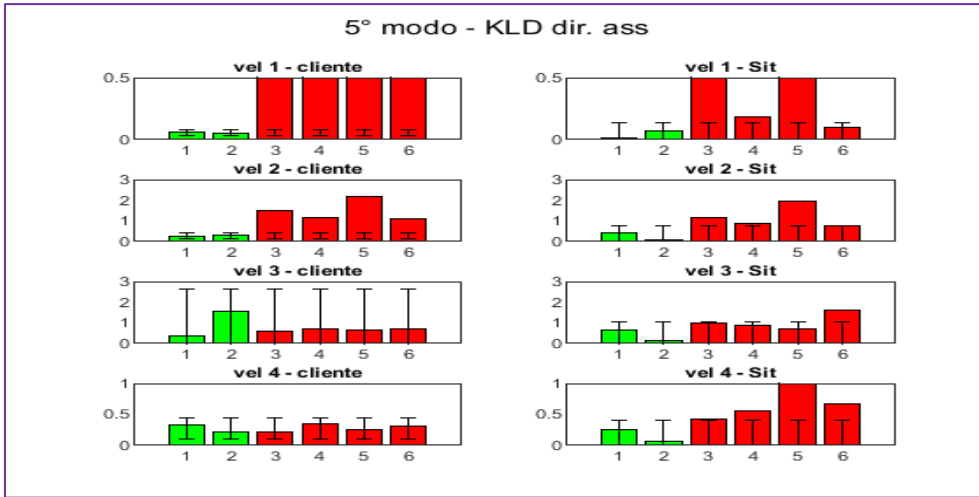


Figura 253: confronto KLD direzione assiale 5° modo

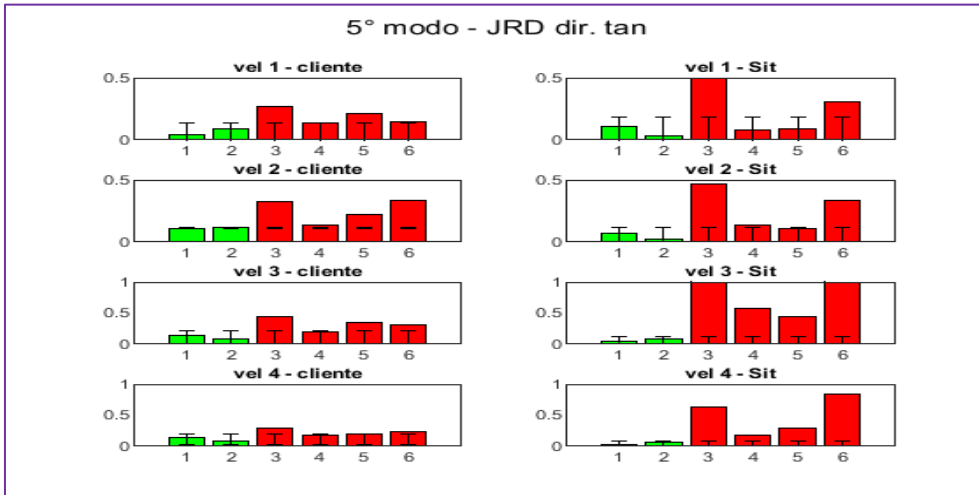


Figura 254: confronto JRD direzione tangenziale 5° modo

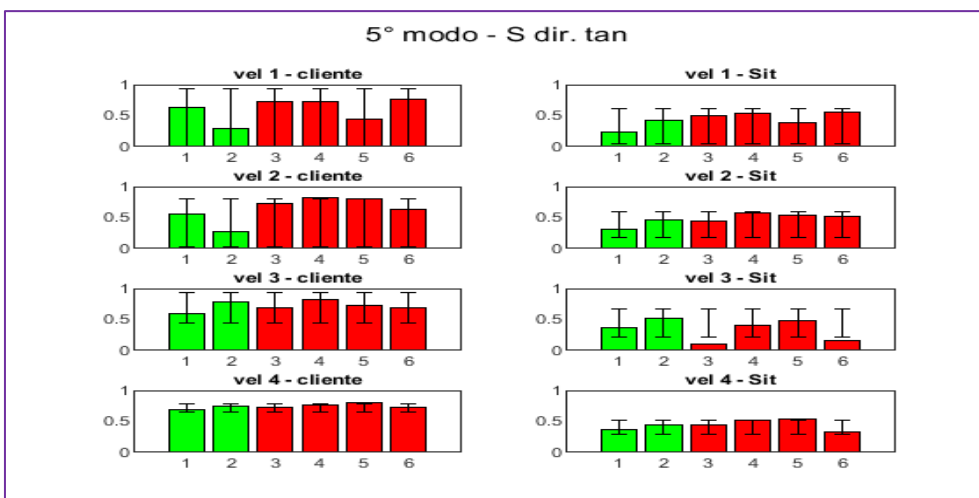


Figura 255: confronto S direzione tangenziale 5° modo

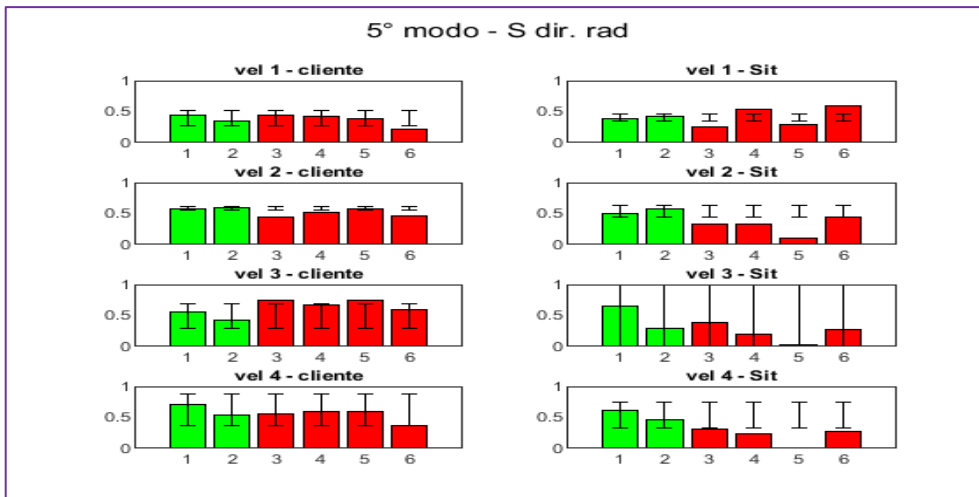


Figura 256: confronto S direzione radiale 5° modo

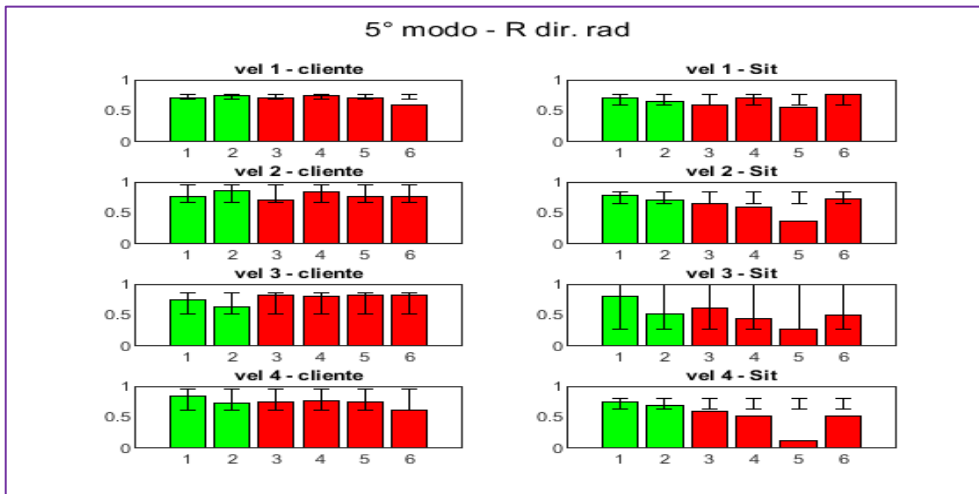


Figura 257: confronto R_θ direzione radiale 5° modo

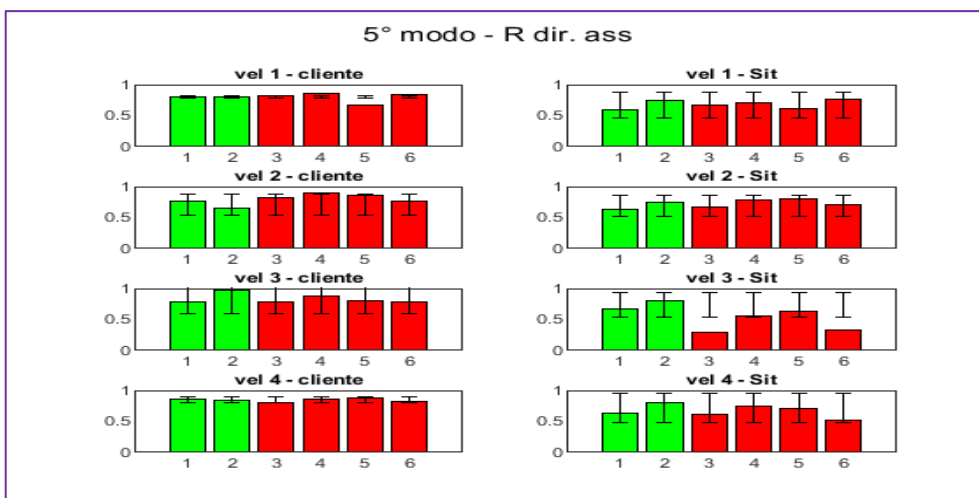


Figura 258: confronto R_θ direzione assiale 5° modo

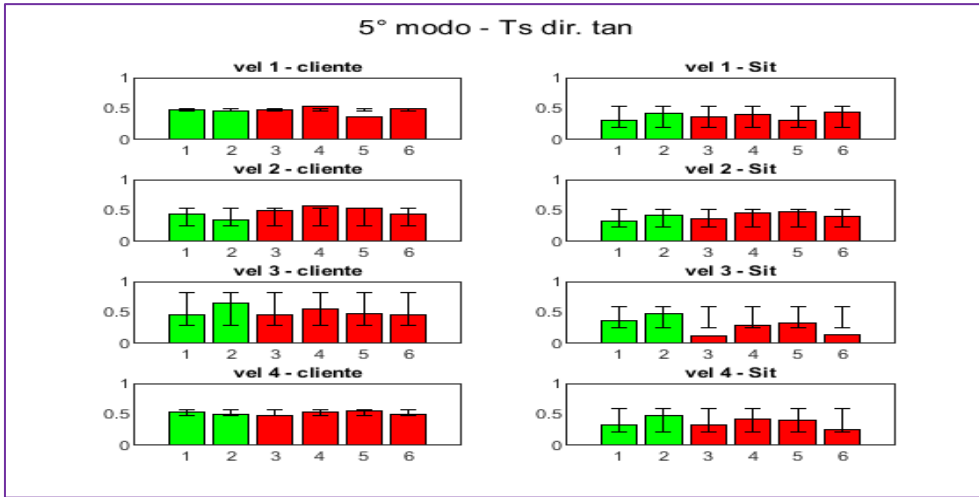


Figura 259: confronto $T_{s\theta}$ direzione tangenziale 5° modo

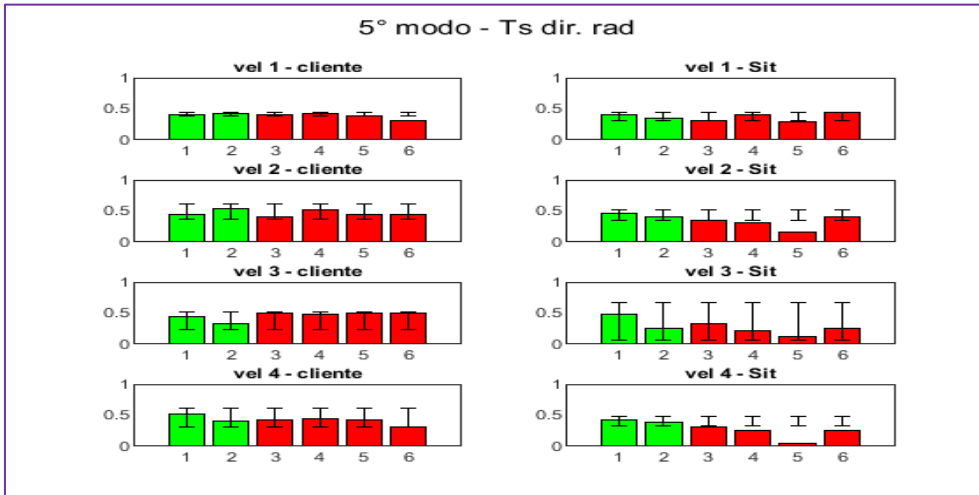


Figura 260: confronto $T_{s\theta}$ direzione radiale 5° modo

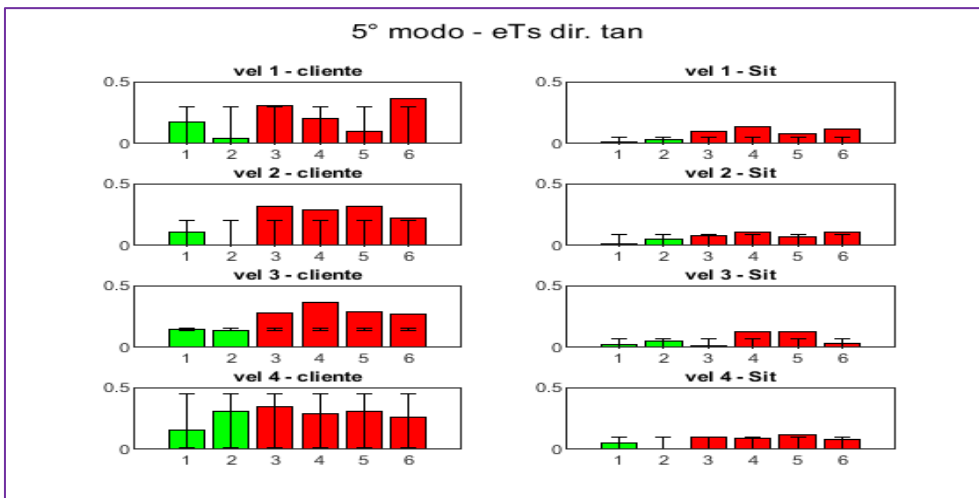


Figura 261: confronto $eT_{s\theta}$ direzione tangenziale 5° modo

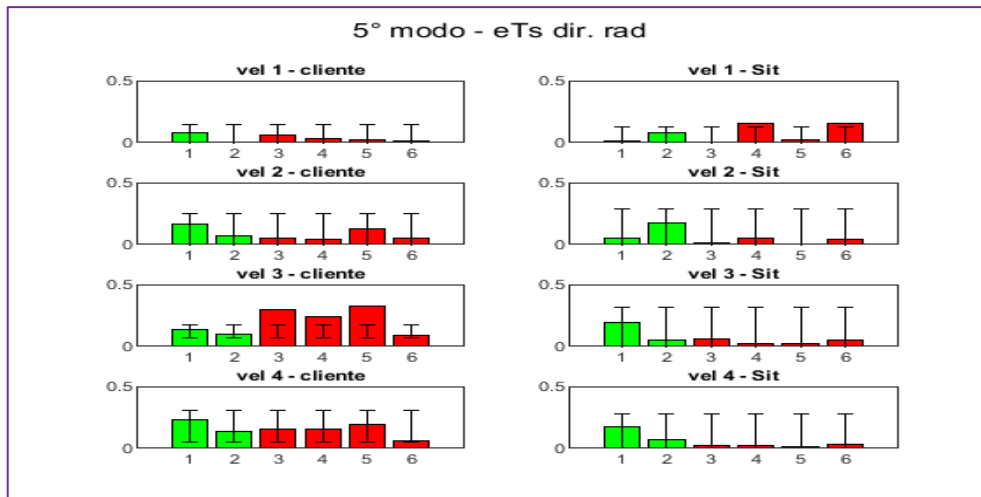


Figura 262: confronto $eT_{s\theta}$ direzione radiale 5° modo

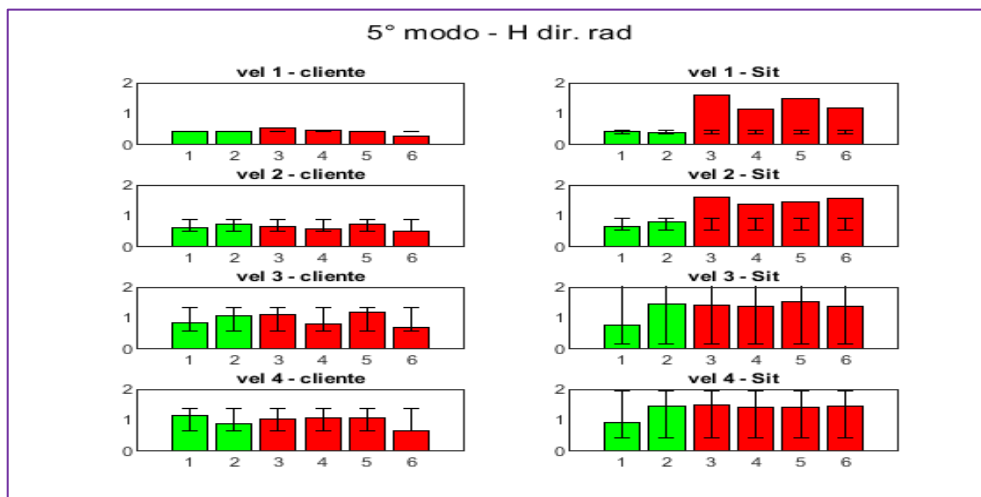


Figura 263: confronto H direzione radiale 5° modo



Figura 264: confronto H direzione assiale 5° modo

APPENDICE C

In questa sezione vengono riportati i grafici relativi agli indici ricalcolati con la metodologia proposta al capitolo sei che non sono risultati essere efficaci.

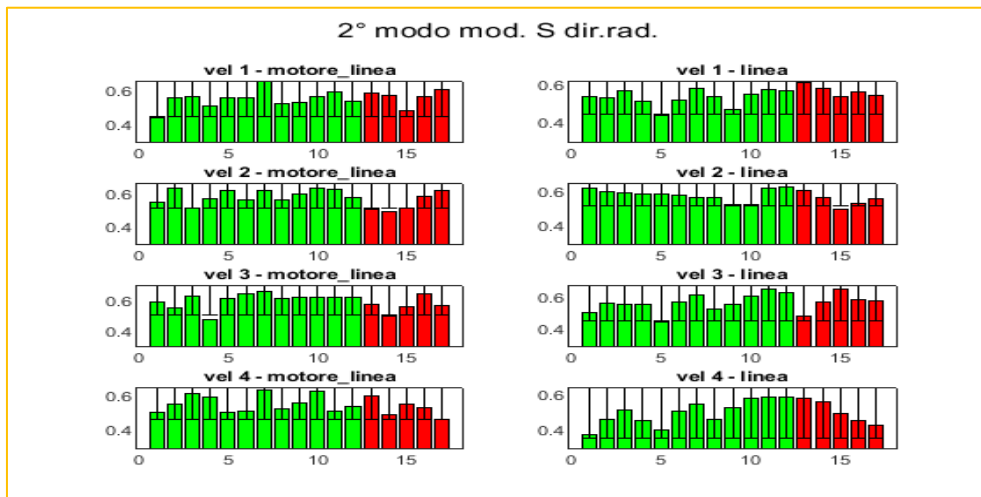


Figura 265: 2° modo mod. - S. dir. rad.

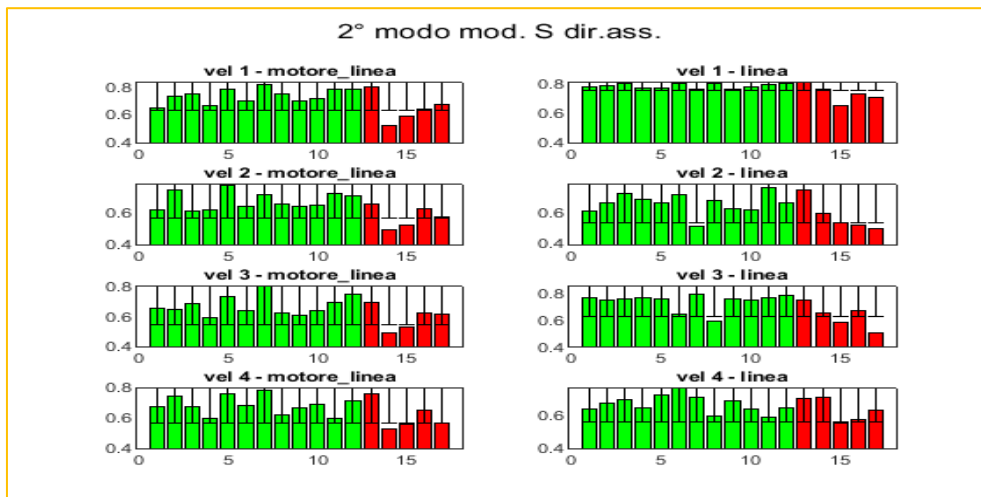


Figura 266: 2° modo mod. - S dir. ass.

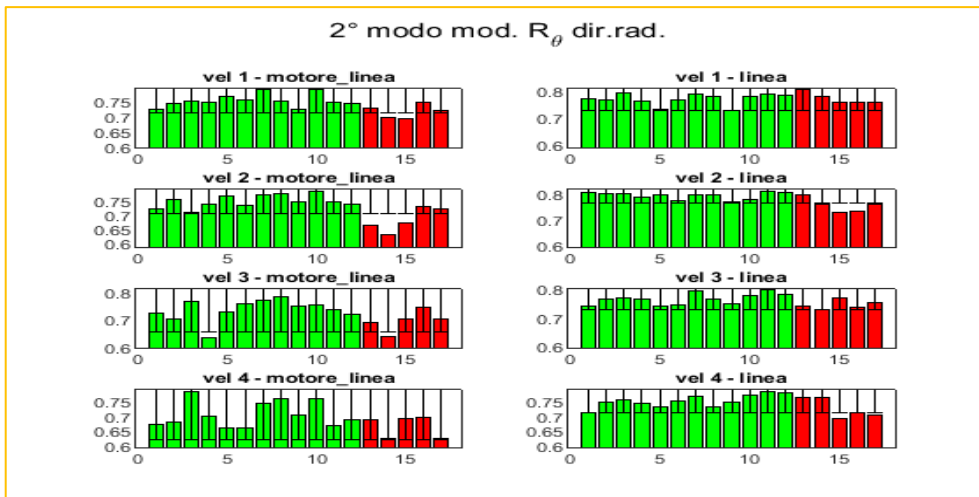


Figura 267: 2° modo mod. - R dir. rad.

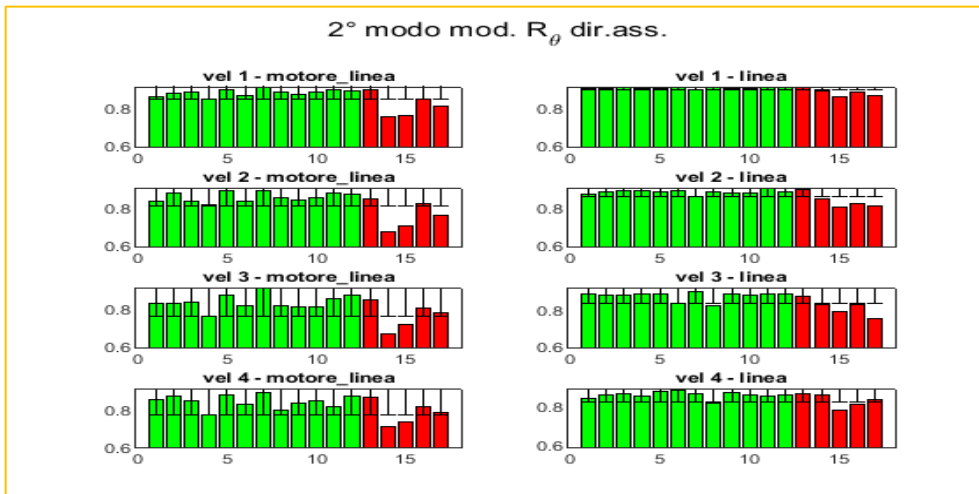


Figura 268: 2° modo mod. - R dir. ass.

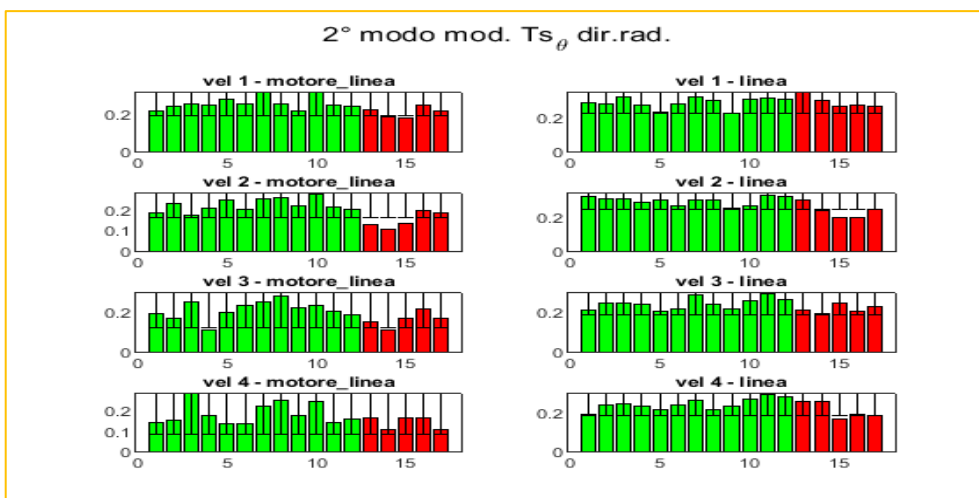


Figura 269: 2° modo mod. - Ts dir. rad.

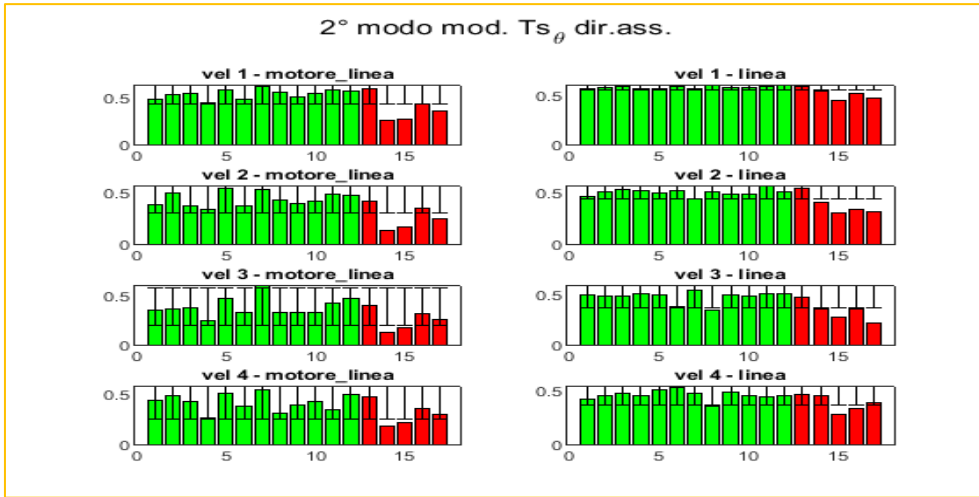


Figura 270: 2° modo mod. - Ts dir. ass.

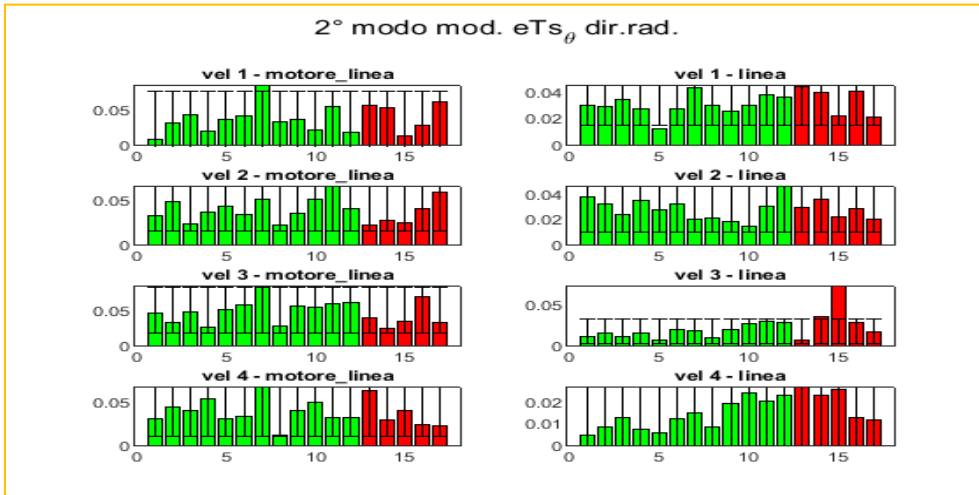


Figura 271: 2° modo mod. - eTs dir. rad.

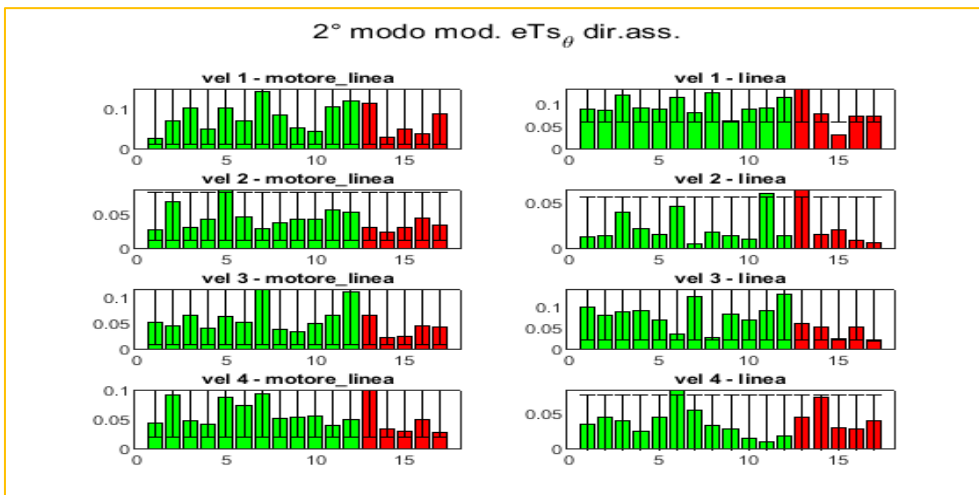


Figura 272: 2° modo mod. - eTs dir. ass.

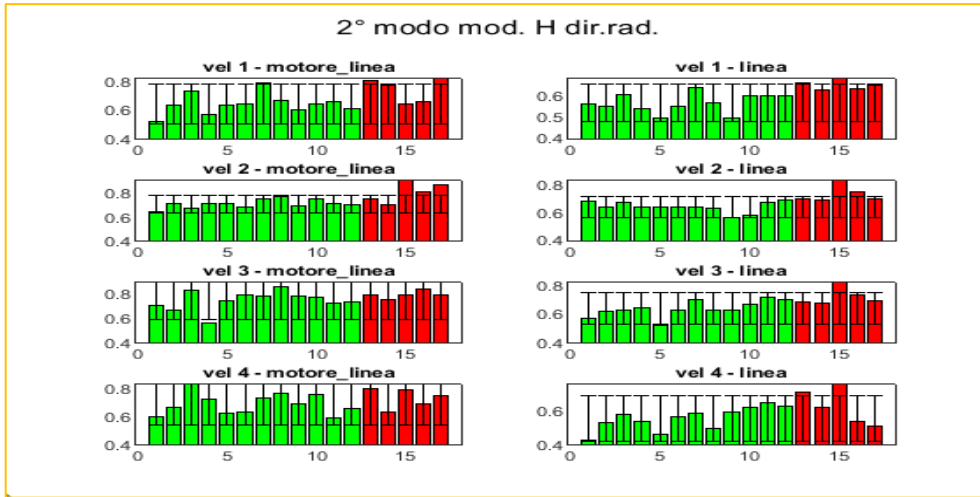


Figura 273: 2° modo mod. - H dir. rad.

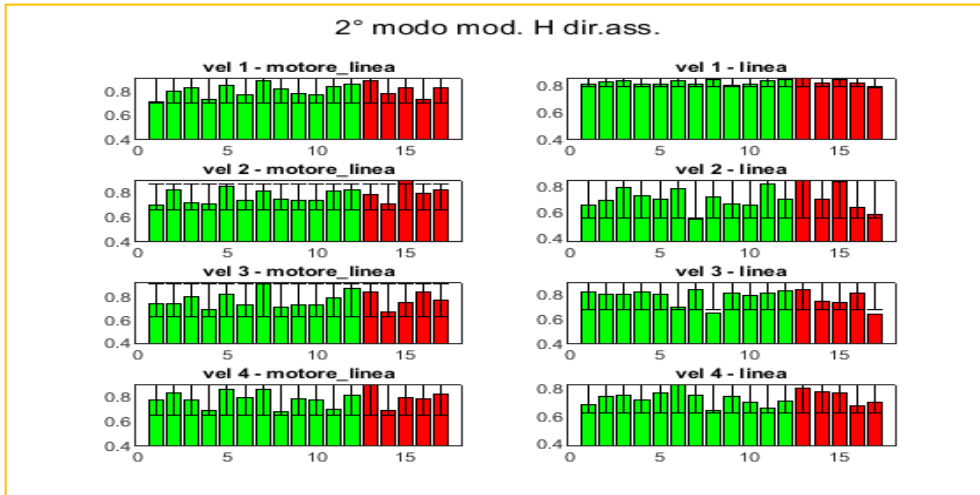


Figura 274: 2° modo mod. - H dir. ass.

APPENDICE D

In questa sezione vengono riportati i grafici relativi ai risultati di RMS, dell'indicatore ciclostazionario, delle entropie e della cross-entropia ottenuti per le misure acquisite dal sensore sulla piastra dopo applicazione della procedura proposta al capitolo sette e, delle relative Confusion Matrix ottenute con la soglia scelta secondo criterio proposto. Per la Sharpness e le entropie vengono considerati rumorosi i ventilatori sopra la soglia e quelli sottosoglia invece come conformi.

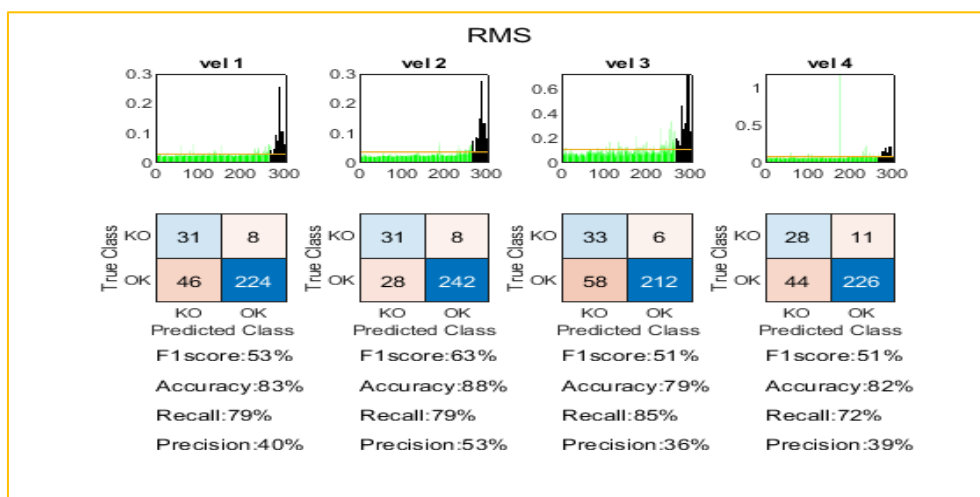


Figura 275: test per calcolo soglia - RMS

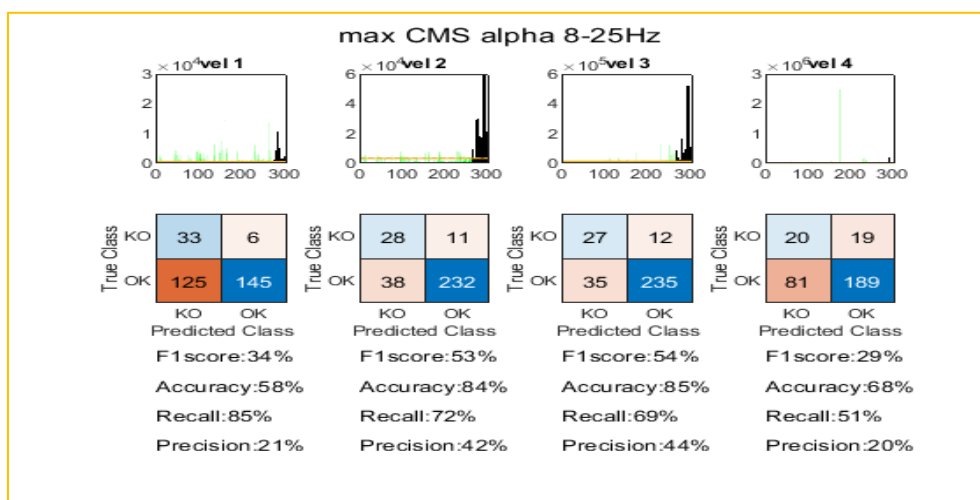


Figura 276: test per calcolo soglia - max CMS filtrato

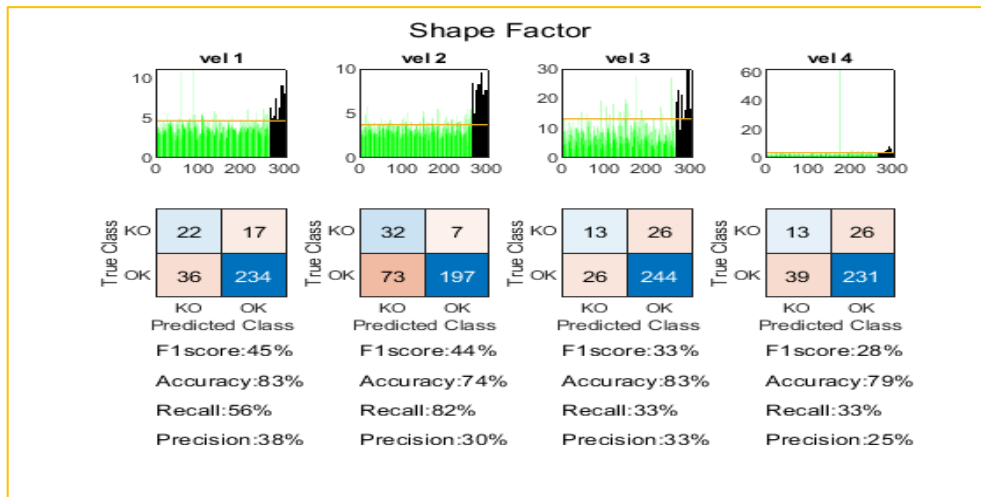


Figura 277: test per calcolo soglia - Shape Factor

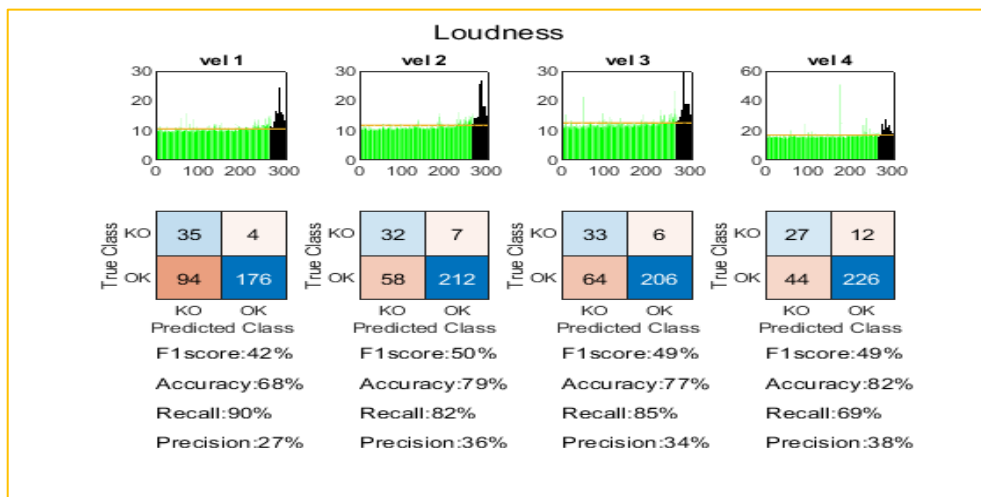


Figura 278: test per calcolo soglia - Loudness

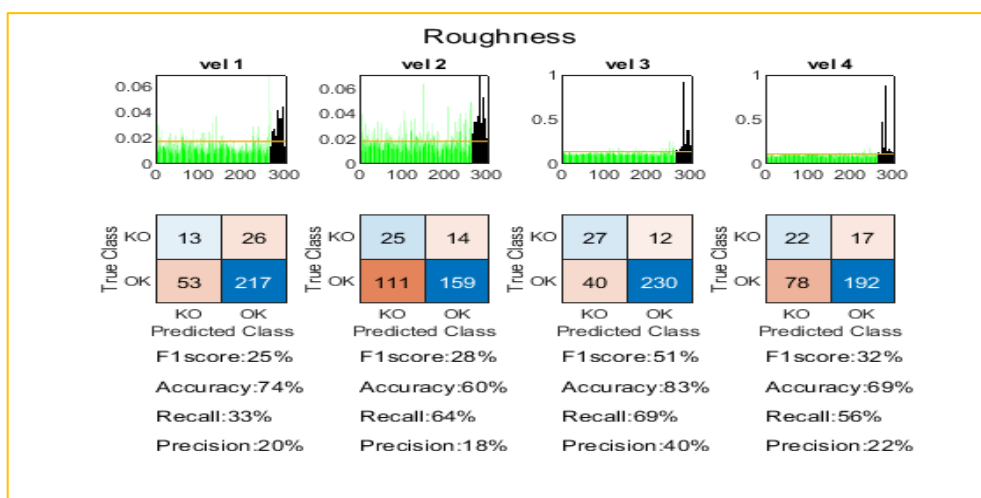


Figura 279: test per calcolo soglia - Roughness

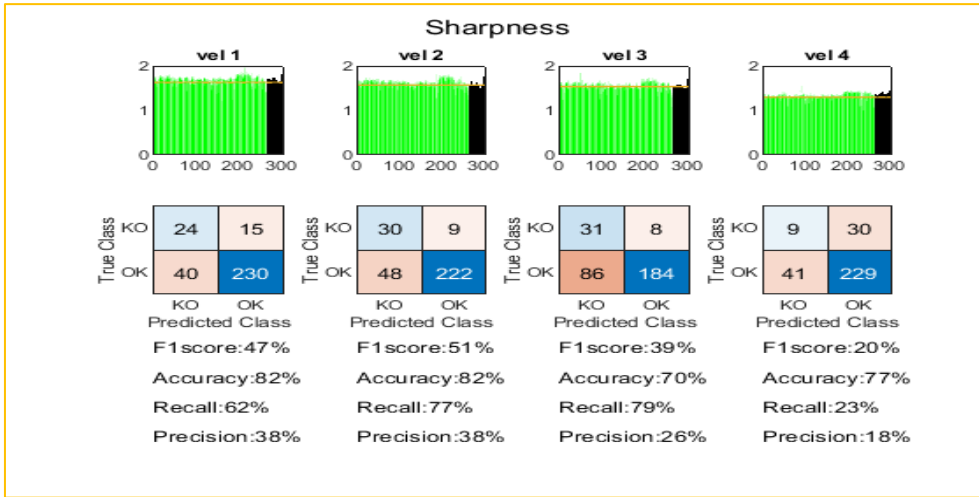


Figura 280: test per calcolo soglia - Sharpness

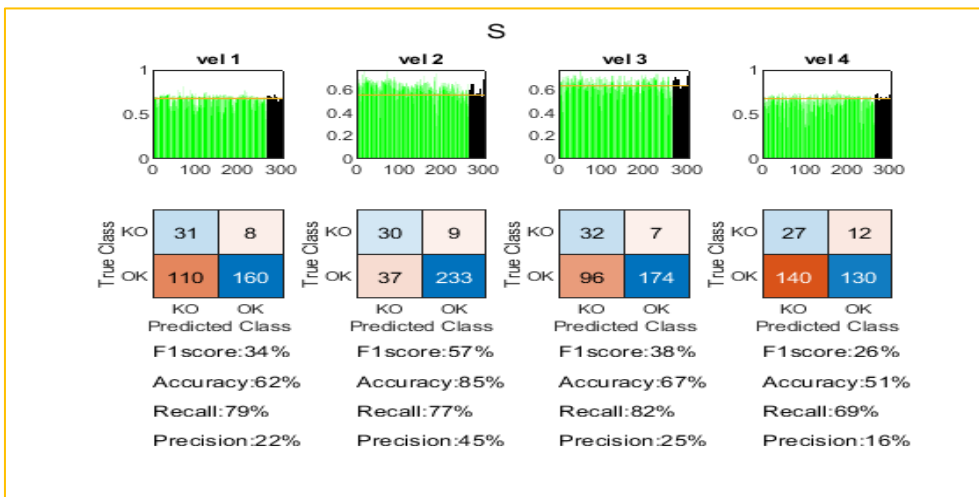


Figura 281: test per calcolo soglia - S

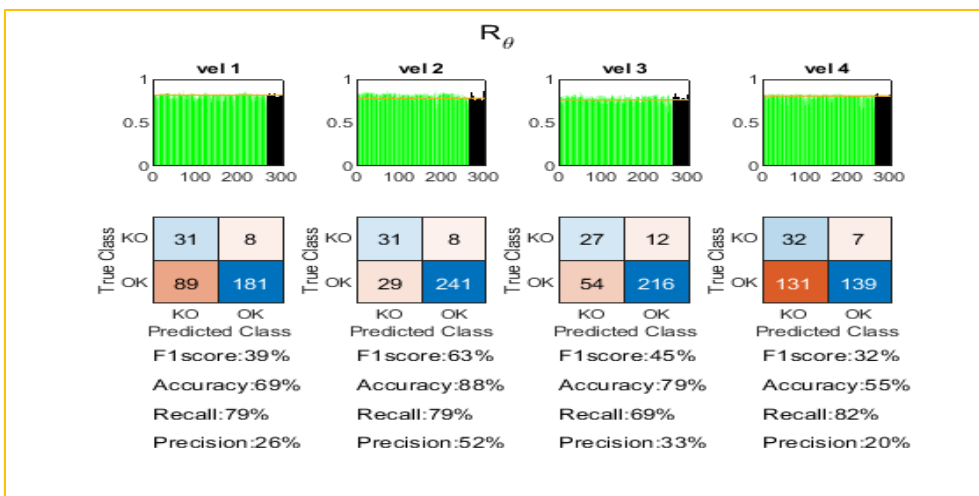


Figura 282: test per calcolo soglia - R_θ

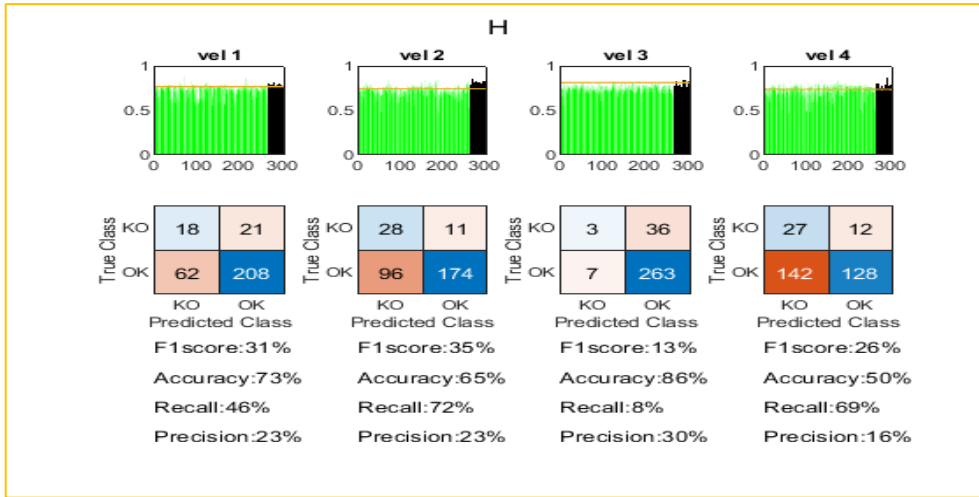


Figura 283: test per calcolo soglia - H

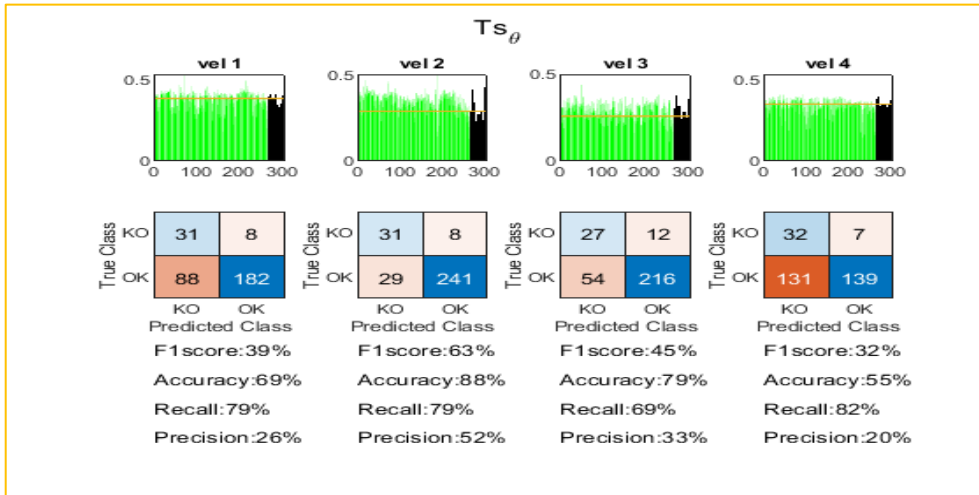


Figura 284: test per calcolo soglia - Ts_θ

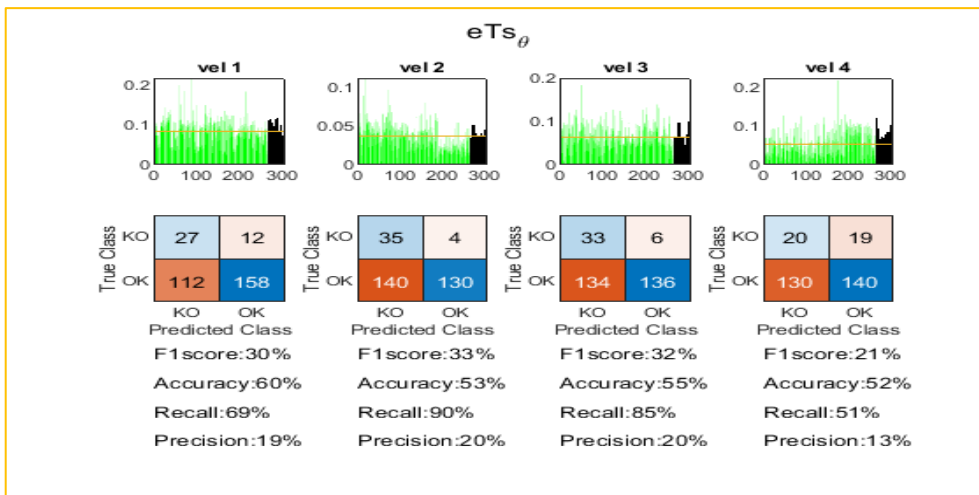


Figura 285: test per calcolo soglia - eTs_θ

APPENDICE E

In questa sezione vengono riportati i dati relativi alla rete neurale costruita per classificare i ventilatori in linea di produzione.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.1421	-0.0348	-0.1259	-0.2304	-0.3202	0.1531	-0.1333	0.1132	-0.0873	0.2027	-0.1340	0.4533
2	-0.3695	-0.0555	-0.1467	0.3085	-0.2864	0.1010	0.2323	-0.0029	-0.0032	-0.1743	-0.0093	0.0338
3	0.3627	-0.0819	-0.0472	0.1270	-0.0465	0.1455	0.2924	-0.0013	0.1550	0.1659	0.1763	-0.2682
4	0.0060	-0.0514	-0.1358	-0.3411	-0.2605	-0.1520	0.1602	-0.1252	-0.0312	-0.1491	-0.0714	-0.2197
5	-0.3166	-0.0709	0.0434	-0.3632	0.2762	0.3153	-0.0293	0.1251	0.1984	0.0066	0.2614	-0.0607
6	-0.0010	-0.0559	-0.0260	0.0164	0.0753	-0.6667	0.0544	0.1254	0.1406	0.1522	0.1839	0.1037

Figura 286: pesi Encoder

	1
1	0.6111
2	0.3392
3	0.4148
4	0.2009
5	0.6497
6	0.1297

Figura 287: bias Encoder

	1	2	3	4	5	6
1	0.1892	-0.9167	0.7459	-0.0178	-0.6438	-0.2197
2	-0.2107	-0.2204	-0.3723	-0.1211	-0.2660	-0.2101
3	-0.3034	-0.3291	-0.2089	-0.3455	-0.0504	-0.1232
4	-0.4060	0.6198	0.2456	-1.1101	-0.6564	-0.0337
5	-0.6178	-0.6398	-0.2414	-0.5582	0.1751	-0.0745
6	0.2749	0.1604	0.3948	-0.4398	0.3858	-0.9277
7	-0.0134	0.5952	0.7062	0.3370	0.1406	0.2688
8	0.4093	0.2476	0.2155	-0.3834	0.4002	0.4025
9	0.1106	0.2316	0.4648	-0.1093	0.4647	0.4122
10	0.5852	-0.1222	0.6067	-0.4746	0.1893	0.3881
11	0.0390	0.2397	0.4621	-0.2217	0.5508	0.5081
12	0.8135	0.2463	-0.3347	-0.6525	0.0374	0.3518

Figura 288: pesi Decoder

	1
1	0.2546
2	0.1297
3	0.1081
4	0.7242
5	0.7068
6	-0.4518
7	-1.0539
8	-0.5394
9	-0.6569
10	-0.4173
11	-0.9223
12	-0.7220

Figura 289: bias Decoder

<input checked="" type="checkbox"/>	DataDivision	'dividetrain'
<input checked="" type="checkbox"/>	LossFunction	'msespase'
<input checked="" type="checkbox"/>	Algorithm	'trainscg'
<input type="checkbox"/>	MaxEpochs	1000
<input type="checkbox"/>	L2WeightRegularization	1.0000e-03
<input type="checkbox"/>	SparsityRegularization	0.5000
<input type="checkbox"/>	SparsityProportion	0.7000
<input checked="" type="checkbox"/>	ShowProgressWindow	1
<input checked="" type="checkbox"/>	UseGPU	0

Figura 290: parametri di addestramento dell'Autoencoder

BIBLIOGRAFIA

- [1] Pedro Poveda-Martínez, Jaime Ramis-Soriano. “Sound quality of small motors”. In: *Applied Acoustic*, Volume 176, May 2021.
DOI: [10.1016/j.apacoust.2020.107898](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107898)
- [2] Zwicker E, Fastl H. “Psychoacoustics – facts and models”. Springer. 3rd Ed. Berlin. 2007.
- [3] Do-Jin Kim, Jae-Woo Jung, Jung-Pyo Hong, Kwang-Jin Kim and Chul-Jun Park. “A Study on the Design Process of Noise Reduction in Induction Motors”. In: *IEEE Transactions on Magnetics*, Volume 48, Issue 11, pp. 4638-4641, October 2012.
DOI: [10.1109/TMAG.2012.2197187](https://doi.org/10.1109/TMAG.2012.2197187)
- [4] Houquan Zhu, Guihou Zhou, Lin Chen and Hailong Liu.” Analysis and Study of Skewed Slot Tooth Distance on Low Electromagnetic Noise of Three-phase Induction Motor with Squirrel Cage rotor. In: 6th International Conference on Electromagnetic Field Problems and Applications, June 2012.
DOI: [10.1109/ICEF.2012.6310362](https://doi.org/10.1109/ICEF.2012.6310362)
- [5] Chunyu Wang, Xiaohua Bao, Sheng Xu, Yang Zhou, Wei Xu and Yuanyang Chen. “Analysis of Vibration and Noise for Different Skewed Slot Type Squirrel-Cage Induction Motor”. In: *IEEE Transactions on Magnetics*, Volume 53, Issue 11, pp. 857-860, November 2017.
DOI: [10.1109/TMAG.2017.2704038](https://doi.org/10.1109/TMAG.2017.2704038)
- [6] Hidetomo Yasuda, Isao Hirotsuka, Kazuo Tsuboi, Keiju Matsui and Fukashi Ueda. “Effects of Skewed Slots on the Electromagnetic Vibrations of a Capacitor Induction Motor Caused by Time-Harmonic Voltages”. In: *ICEMS'2001. Proceedings of the Fifth International Conference on Electrical Machines and Systems*.
DOI: [10.1109/ICEMS.2001.970673](https://doi.org/10.1109/ICEMS.2001.970673)
- [7] Isao Hirotsuka, Yutaro Tsubouchi and Kazuo Tsuboi. “Effects of Slot Combination and Skewed Slot on the Electromagnetic Vibration of a 4-pole Capacitor Motor under Load Condition. In: 2005 International Conference on Electrical Machines and Systems.
DOI: [10.1109/ICEMS.2005.202501](https://doi.org/10.1109/ICEMS.2005.202501)
- [8] Do-Jin Kim, Hae-Joong Kim, Jung-Pyo Hong and Chul-Jun Park. “Estimation of Acoustic Noise and Vibration in an Induction Machine Considering Rotor Eccentricity”. In: *IEEE Transactions on Magnetics*, Volume 50, Issue 2, pp. 857-860, February 2014.
DOI: [10.1109/TMAG.2013.2285391](https://doi.org/10.1109/TMAG.2013.2285391)
- [9] E. Erdelyi. “Predetermination of Sound Pressure Levels of Magnetic Noise of Polyphase Induction Motors”. In: *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems*, Volume 74, Issue 3, pp. 1269-1280, January 1955.
DOI: [10.1109/AIEEPAS.1955.4499227](https://doi.org/10.1109/AIEEPAS.1955.4499227)
- [10] A. Ghoggal, S. E. Zouzou, H. Razik, M. Sahraoui, and A. Khezzar. “An improved model of induction motors for diagnosis purposes – Slot skewing effect and air-gap eccentricity faults”. In: *Energy Conversion and Management*, Volume 50, Issue 5, pp. 1336-1347, May 2009.
DOI: [10.1016/j.enconman.2009.01.003](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2009.01.003)
- [11] G. M. Joksimović. “Dynamic simulation of cage induction machine with air gap eccentricity”. In: *IEE Proceedings: Electric Power Applications*, Volume 152, Issue 4, pp. 803-811, July 2005.
DOI: [10.1049/ip-epa:20041229](https://doi.org/10.1049/ip-epa:20041229)

- [12] Yassine Maouche, Lamri Louze, Mohamed El-Kamel Oumaamar and Abdelmalek Khezzar. “Analytical Model of Dynamic Air-Gap Eccentricity in Three-Phase Squirrel Cage Induction Motor”. In: IEEE International Conference on Power and Energy, December 2014. DOI: [10.1109/PECON.2014.7062457](https://doi.org/10.1109/PECON.2014.7062457)
- [13] Marcel Janda, Zbynek Makki and Pavel Konicek. “Calculation of the Vibration Induction Motor Using the Finite Element Method”. In: Proceedings of the 16th International Conference on Mechatronics - Mechatronika 2014, December 2014. DOI: [10.1109/MECHATRONIKA.2014.7018314](https://doi.org/10.1109/MECHATRONIKA.2014.7018314)
- [14] Khaleel J. Hammadi, Dahaman Ishak and Wael Salah. “Rotor Fault Diagnosis Based on Current Signatures in Squirrel-Cage Induction Motor”. In: 2010 International Conference on Electronic Devices, Systems and Applications, April 2010. DOI: [10.1109/ICEDSA.2010.5503075](https://doi.org/10.1109/ICEDSA.2010.5503075)
- [15] Pedro Vicente Jover Rodríguez, Anouar Belahcen, Antero Arkkio, Antti Laiho and José A. Antonino-Daviu. “Air-gap force distribution and vibration pattern of Induction motors under dynamic eccentricity”. In: Electrical Engineering, Volume 90, Issue 3, pp. 209-218, May 2007. DOI: [10.1007/s00202-007-0066-2](https://doi.org/10.1007/s00202-007-0066-2)
- [16] B. L. Rajalakshmi Samaga and K. P. Vittal. “Comprehensive study of mixed eccentricity fault diagnosis in induction motors using signature analysis”. In: International Journal of Electrical Power and energy System, Volume 35, Issue 1, pp. 180-185, February 2012. DOI: [10.1016/j.ijepes.2011.10.011](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2011.10.011)
- [17] Ulrich Werner. “Bearing housing vibrations in soft mounted two-pole induction motors caused by static rotor eccentricity”. In: International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives, October 2011. DOI: [10.1109/PowerEng.2011.6036539](https://doi.org/10.1109/PowerEng.2011.6036539)
- [18] Jan Sobra, Miroslav Byrtus, Vladimír Kindl and Karel Hruska. “Analysis of rotor’s eccentricity influence on bearing load of induction machine”. In: Proceedings of the 16th International Conference on Mechatronics - Mechatronika 2014, December 2014. DOI: [10.1109/MECHATRONIKA.2014.7018238](https://doi.org/10.1109/MECHATRONIKA.2014.7018238)
- [19] Gabriel Kron. “Induction Motor Slot Combination: Rules to Predetermine Crawling, Vibration, Noise and Hooks in the Speed-Torque Curve”. In: Transaction of American Institute of Electrical Engineers, Volume 50, Issue 2, pp. 757-767, June 1931. DOI: [10.1109/T-AIEE.1931.5055866](https://doi.org/10.1109/T-AIEE.1931.5055866)
- [20] Guillaume Verez, Georges Barakat and Yacine Amara. “Influence of Slots and Rotor Poles Combination- on Noise and Vibrations of Magnetic Origins in ‘U’-Core Flux-Switching Permanent Magnet Machines. In: Progress in Electromagnetics Research B, Volume 61, pp. 149-168, November 2014. DOI: [10.2528/PIERB14100902](https://doi.org/10.2528/PIERB14100902)
- [21] T. Gundogdu, Z. Q. Zhu, and J. C. Mipo. “Influence of Stator Slot and Pole Number Combination on Rotor Bar Current Waveform and Performance of Induction Machines”. In: 2017 20th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). DOI: [10.1109/ICEMS.2017.8055937](https://doi.org/10.1109/ICEMS.2017.8055937)
- [22] Fuminori Ishibashi, Katsumi Kamimoto, Shinichi Noda and Kazunobu Itomi. “Small Induction Motor Noise Calculation”. In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 18, Issue 3, pp. 357-361, August 2003. DOI: [10.1109/TEC.2002.808415](https://doi.org/10.1109/TEC.2002.808415)

- [23] Mansour Ojaghi and Samaneh Nasiri. “Modelling Eccentric Squirrel-Cage Induction Motors with Slotting Effect and Saturable Teeth Reluctances”. In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 29, Issue 3, pp. 619-627, September 2014.
DOI: [10.1109/TEC.2014.2320823](https://doi.org/10.1109/TEC.2014.2320823)
- [24] J. Le Besnerais and Q. Souron. “Effect of magnetic wedges on electromagnetically-induced acoustic noise and vibrations of machines”. In: XXII International Conference on Electrical Machines, September 2016.
DOI: [10.1109/ICELMACH.2016.7732830](https://doi.org/10.1109/ICELMACH.2016.7732830)
- [25] S. P. Verma, R. K. Singal and K. Williams. “Vibration behaviour of electrical machines, part I: theoretical study”. In: Journal of Sound and Vibration, Volume 115, Issue 1, pp. 1-12, May 1987.
DOI: [10.1016/0022-460X\(87\)90488-3](https://doi.org/10.1016/0022-460X(87)90488-3)
- [26] R. K. Singal, K. Williams and S. P. Verma. “Vibration behaviour of electrical machines, part II: experimental study”. In: Journal of Sound and Vibration, Volume 115, Issue 1, pp. 13-23, May 1987.
DOI: [10.1016/0022-460X\(87\)90489-5](https://doi.org/10.1016/0022-460X(87)90489-5)
- [27] C. G. C. Neves, R. Carlson, N. Sadowski and J. P. A. Bastos. “Experimental and Numerical Analysis of Induction Motor Vibrations”. In: IEEE Transactions on Magnetics, Volume 35, Issue 3, pp. 1314-1317, May 1999.
DOI: [10.1109/20.767203](https://doi.org/10.1109/20.767203)
- [28] C. Wang and J. C. S. Lai. “Vibration analysis of an induction motor”. In: Journal of Sound and Vibration, Volume 224, Issue 4, pp. 733-756, July 1999.
DOI: [10.1006/jsvi.1999.2208](https://doi.org/10.1006/jsvi.1999.2208)
- [29] Alberto Bellini, Fiorenzo Filippetti, Carla Tassoni and Gérard-André Capolino. “Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines”. In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 55, Issue 12, pp. 4109-4126, December 2008.
DOI: [10.1109/TIE.2008.2007527](https://doi.org/10.1109/TIE.2008.2007527)
- [30] Rudra Narayan Dash, Sangeeta Sahu, Chinmoy Ku. Panigrahi and Bidyadhar Subudhi. “Condition Monitoring of Induction Motors: - A Review”. In: International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System, October 2016.
DOI: [10.1109/SCOPE.2016.7955800](https://doi.org/10.1109/SCOPE.2016.7955800)
- [31] Anurag Choudhary, Deepam Goyal, Sudha Letha Shimi and Aparna Akula. “Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Induction Motors: A Review”. In: Archives of Computational Methods in Engineering, Volume 26, Issue 4, pp. 1221-1238, September 2018.
DOI: [10.1007/s11831-018-9286-z](https://doi.org/10.1007/s11831-018-9286-z)
- [32] Omar Alshorman and Ahmad Alshorman. “A review of intelligent methods for condition monitoring and fault diagnosis of stator and rotor faults of induction machines”. In: International Journal of Electrical and Computer Engineering, Volume 11, Issue 4, pp. 2820-2829, August 2021.
DOI: [10.11591/ijece.v11i4.pp2820-2829](https://doi.org/10.11591/ijece.v11i4.pp2820-2829)
- [33] Xiaodong Liang and Kenneth Edomwandekhoe. “Condition Monitoring Techniques for Induction Motors”. In: IEEE Industry Applications Society Annual Meeting, October 2017.
DOI: [10.1109/IAS.2017.8101860](https://doi.org/10.1109/IAS.2017.8101860)
- [34] Tomas Garcia-Calva, Daniel Morinigo-Sotelo, Vanessa Fernandez-Cavero and Rene Romero-Troncoso. “Early Detection of Faults in Induction Motors – A Review”. In: Energies 2022, Volume 15, Issue 21, 7855, October 2022.
DOI: [10.3390/en15217855](https://doi.org/10.3390/en15217855)

- [35] Mario Juez-Gil, Juan José Saucedo-Dorantes, Álvaro Arnaiz-González, Carlos López-Nozal, César García-Osorio and David Lowe. “Early and extremely early multi-label fault diagnosis in induction motors”. In: ISA Transactions, Volume 106, pp. 367-381, November 2020.
DOI: [10.1016/j.isatra.2020.07.002](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.07.002)
- [36] Lucia Frosini. “Novel Diagnostic Techniques for Rotating Electrical Machines – A Review”. In: Energies 2020, Volume 13, Issue 19, 5066, September 2020.
DOI: [10.3390/en13195066](https://doi.org/10.3390/en13195066)
- [37] Yiqi Liu and Ali M. Bazzi. “A review and comparison of fault detection and diagnosis methods for squirrel-cage induction motors: State of the art”. In: ISA Transactions, Volume 70, pp. 400-409, September 2017.
DOI: [10.1016/j.isatra.2017.06.001](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2017.06.001)
- [38] Mohammad Reza Zadeh Mehrjou, Norman Mariun, Mohammad Hamiruce Marhaban and Norhisam Misron. “Rotor fault condition monitoring techniques for squirrel-cage induction machine – A Review”. In: Mechanical System and Signal Processing, Volume 25, Issue 8, pp. 2827-2848, November 2011.
DOI: [10.1016/j.ymsp.2011.05.007](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2011.05.007)
- [39] Purushottam Gangsar and Rajiv Tiwari. “Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review”. In: Mechanical System and Signal Processing, Volume 144, 106908, October 2020.
DOI: [10.1016/j.ymsp.2020.106908](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106908)
- [40] Swapnil K. Gundewar and Prasad V. Kane. “Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Induction Motor”. In: Journal of Vibration Engineering and Technologies, Volume 9, Issue 4, pp.643-674, October 2020.
DOI: [10.1007/s42417-020-00253-y](https://doi.org/10.1007/s42417-020-00253-y)
- [41] Rahul R. Kumar, Mauro Andriollo, Giansalvo Cirrincione, Maurizio Cirrincione and Andrea Tortella. “A Comprehensive Review of Conventional and Intelligence-Based Approaches for the Fault Diagnosis and Condition Monitoring of Induction Motors. In: Energies 2022, Volume 15, Issue 23, 8938, November 2022.
DOI: [10.3390/en15238938](https://doi.org/10.3390/en15238938)
- [42] L. E. Hildebrand. “Quiet Induction Motors”. In: Transaction of American Institute of Electrical Engineers, Volume 49, Issue 3, pp. 848-852, July 1930.
DOI: [10.1109/T-AIEE.1930.5055590](https://doi.org/10.1109/T-AIEE.1930.5055590)
- [43] Troy D. Graybeal. “The nature of Vibration in Electric Machinery”. In: Transaction of American Institute of Electrical Engineers, Volume 63, Issue 10, pp. 712-718, October 1944.
DOI: [10.1109/T-AIEE.1944.5058779](https://doi.org/10.1109/T-AIEE.1944.5058779)
- [44] Arfat Siddique, G. S. Yadava and Bhim Singh. “A review of Stator Fault Monitoring Techniques of Induction Motors”. In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 20, Issue 1, pp. 106-114, March 2005.
DOI: [10.1109/TEC.2004.837304](https://doi.org/10.1109/TEC.2004.837304)
- [45] C. Kral, T. G. Habetler, R. G. Harley, F. Pirker, G. Pascoli, H. Oberguggenberger and C. J. M. Fenz. “A Comparison of Rotor Fault Detection Techniques with Respect to the Assessment of Fault Severity”. In: 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, October 2003.
DOI: [10.1109/DEMPED.2003.1234584](https://doi.org/10.1109/DEMPED.2003.1234584)
- [46] Péter Bikfalvi and Mária Imecs. “Rotor Fault Detection in Induction Machines: Methods and Techniques – State-of-the-Art”. In: IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics, May 2006.
DOI: [10.1109/AQTR.2006.254525](https://doi.org/10.1109/AQTR.2006.254525)

- [47] Grant H. Müller and Charles F. Landy. "A Novel Method to Detect Broken Rotor Bars in Squirrel Cage Induction Motors When Interbar Currents are Present". In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 18, Issue 1, pp. 71-79, March 2003.
DOI: [10.1109/TEC.2002.808338](https://doi.org/10.1109/TEC.2002.808338)
- [48] B. Liang, S. D. Iwnicki and A. D. Ball. "Asymmetrical stator and rotor faulty detection using vibration, phase current and transient speed analysis". In: Mechanical System and Signal Processing, Volume 17, Issue 4, pp. 857-869, July 2003.
DOI: [10.1006/mssp.2002.1513](https://doi.org/10.1006/mssp.2002.1513)
- [49] G. Didier, H. Razik, O. Caspary and E. Ternisien. "Rotor Cage Fault Detection in Induction Motor using global modulation index on the Instantaneous Power Spectrum". In: 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, August 2003.
DOI: [10.1109/DEMPED.2003.1234555](https://doi.org/10.1109/DEMPED.2003.1234555)
- [50] Zhenxing Liu, Xianggen Yin, Zhe Zhang, Deshu Chen and Wei Chen. "Online Rotor Mixed Fault Diagnosis Way Based on Spectrum Analysis of Instantaneous Power in Squirrel Cage Induction Motors". In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 19, Issue 3, pp. 485-490, September 2004.
DOI: [10.1109/TEC.2004.832052](https://doi.org/10.1109/TEC.2004.832052)
- [51] Weidong Li and Chris K. Mechefske. "Detection of Induction Motor Faults: A Comparison of Stator Current, Vibration and Acoustic Methods". In: Journal of Vibration and Control, Volume 12, Issue 2, pp. 165-188, 2006.
DOI: [10.1177/1077546306062097](https://doi.org/10.1177/1077546306062097)
- [52] William T. Thomson and Mark Fenger. "Current Signature Analysis to Detect Induction Motor Faults". In: IEEE Industry Applications Magazine, Volume 7, Issue 4, pp. 26-34, July-August 2001.
DOI: [10.1109/2943.930988](https://doi.org/10.1109/2943.930988)
- [53] G. B. Kliman and J. Stein. "Methods of Motor Current Signature Analysis". In: Electric Machines and Power Systems, Volume 20, Issue 5, pp. 463-474, April 1992.
DOI: [10.1080/07313569208909609](https://doi.org/10.1080/07313569208909609)
- [54] Thomas G. Habetler, Ronald G. Harley, Rangarajan M. Tallam, Sang-Bin Lee, Ramzy Obaid and Jason Stack. "Complete Current-Based Induction Motor Condition Monitoring: Stator, Rotor, Bearings, and Load". In: VIII IEEE International Power Electronics Congress, October 2002. Technical Proceedings. CIEP 2002.
DOI: [10.1109/CIEP.2002.1216628](https://doi.org/10.1109/CIEP.2002.1216628)
- [55] Hanifi Guldemir. "Detection of airgap eccentricity using line current spectrum of induction motors". In: Electric Power System Research, Volume 64, Issue 2, pp. 109-117, February 2003.
DOI: [10.1016/S0378-7796\(02\)00154-2](https://doi.org/10.1016/S0378-7796(02)00154-2)
- [56] J. Cusido, J. Rosero, E. Aldabas, J.A. Ortega and L. Romeral. "Fault detection techniques for induction motors". In: IEEE Compatibility in Power Electronics, 2005, June 2005.
DOI: [10.1109/CPE.2005.1547550](https://doi.org/10.1109/CPE.2005.1547550)
- [57] Jee-Hoon Jung, Jong-Jae Lee, and Bong-Hwan Kwon. "Online Diagnosis of Induction Motors Using MCSA". In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 53, Issue 6, pp. 1842-1852, December 2006.
DOI: [10.1109/TIE.2006.885131](https://doi.org/10.1109/TIE.2006.885131)
- [58] Bram Corne, Jos Knockaert and Jan Desmet. "Misalignment and Unbalance Fault Severity Estimation using Stator Current Measurements". In: 2017 IEEE 11th International

Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED), August-September 2017.

DOI: [10.1109/DEMPED.2017.8062363](https://doi.org/10.1109/DEMPED.2017.8062363)

[59] Sudip Halder, Sunil Bhat, Daria Zychma and Pawel Sowa. “Broken Rotor Bar Fault Diagnosis Techniques Based on Motor Current Signature Analysis for Induction Motor—A Review”. In: *Energies* 2022, Volume 15, Issue 22, 8569, November 2022.

DOI: [10.3390/en15228569](https://doi.org/10.3390/en15228569)

[60] Ielyzaveta Ishkova and Ondřej Vítek. “Diagnosis of eccentricity and broken rotor bar related faults of induction motor by means of motor current signature analysis”. In: 2015 16th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE), May 2015.

DOI: [10.1109/EPE.2015.7161130](https://doi.org/10.1109/EPE.2015.7161130)

[61] N. Yassa, M. Rachek and H. Houassine. “Motor Current Signature Analysis for The Air Gap Eccentricity Detection In The Squirrel Cage Induction Machines”. In: *Energy Procedia*, Volume 162, pp. 251-262, April 2019.

DOI: [10.1016/j.egypro.2019.04.027](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.04.027)

[62] W. T. Thomson, D. Rankin, and D. G. Dorrell. “On-line current monitoring to diagnose airgap eccentricity in large three-phase induction motors – Industrial case histories verify the predictions”. In: *IEEE transactions on Energy Conversion*, Volume 14, Issue 4, pp. 1372-1378, December 1999.

DOI: [10.1109/60.815075](https://doi.org/10.1109/60.815075)

[63] Shahin Hedayati Kia, Humberto Henao and Gerard-Andre Capolino. “Digital Signal Processing for Induction Machines Diagnosis - A Review”. In: *IECON 2007 - 33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, November 2007.

DOI: [10.1109/IECON.2007.4460325](https://doi.org/10.1109/IECON.2007.4460325)

[64] Christian Kral, Thomas G. Habetler and Ronald G. Harley. “Detection of Mechanical Imbalances of Induction Machines Without Spectral Analysis of Time-Domain Signals”. In: *IEEE Transactions on Industry Applications*, Volume 40, Issue 4, pp. 1101-1106, July-August 2004.

DOI: [10.1109/TIA.2004.830762](https://doi.org/10.1109/TIA.2004.830762)

[65] Serkan Günal, Dogan Gökhan Ece and Ömer Nezih Gerek. “Induction machine condition monitoring using notch-filtered motor current”. In: *Mechanical System and Signal Processing*, Volume 23, Issue 8, pp. 2658-2670, November 2009.

DOI: [10.1016/j.ymsp.2009.05.011](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2009.05.011)

[66] Ruqiang Yan, Robert X. Gao and Xuefeng Chen. “Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications”. In: *Signal Processing*, Volume 96, Part A, pp. 1-15, March 2014.

DOI: [10.1016/j.sigpro.2013.04.015](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.04.015)

[67] Olivier Rioul and Martin Vetterli. “Wavelets and Signal Processing”. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, Volume 8, Issue 4, pp. 14-38, October 1991.

DOI: [10.1109/79.91217](https://doi.org/10.1109/79.91217)

[68] Gary G. Yen and Kuo-Chung Lin. “Wavelet Packet Feature Extraction for Vibration Monitoring”. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Volume 47, Issue 3, pp. 650-667, June 2000.

DOI: [10.1109/41.847906](https://doi.org/10.1109/41.847906)

[69] Ingrid Daubechies. “The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis”. In: *IEEE Transactions on Information Theory*, Volume 36, Issue 5, pp. 961-1005, September 1990.

DOI: [10.1109/18.57199](https://doi.org/10.1109/18.57199)

- [70] Fernando Pedroso, Andre Furlan, Rodrigo Colnago Conteras, Luiz Gustavo Caobianco, Jogi Suda Neto and Rodrigo Capobianco Guido. “CWT x DWT x DTWT x SDTWT: clarifying terminologies and roles of different types of wavelets transforms”. In: International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, Volume 18, Issue 6, 2030001, August 2020.
DOI: [10.1142/S0219691320300017](https://doi.org/10.1142/S0219691320300017)
- [71] Z. K. Peng and F. L. Chu. “Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography”. In: Mechanical System and Signal Processing, Volume 18, Issue 2, pp. 199-221, March 2004.
DOI: [10.1016/S0888-3270\(03\)00075-X](https://doi.org/10.1016/S0888-3270(03)00075-X)
- [72] Tommy W. S. Chow and Shi Hai. “Induction Machine Fault Diagnostic Analysis With Wavelet Technique”. In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 51, Issue 3, pp. 558-565, June 2004.
DOI: [10.1109/TIE.2004.825325](https://doi.org/10.1109/TIE.2004.825325)
- [73] Bashir Mahdi Ebrahimi, Mehrsan Javan Roshtkhari, Jawad Faiz and Seyed Vahid khatami. “Advanced Eccentricity Fault Recognition in Permanent Magnet Synchronous Motors using Stator Current Signature Analysis”. In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 61, Issue 4, 6523080, pp. 2041-2052, April 2014.
DOI: [10.1109/TIE.2013.2263777](https://doi.org/10.1109/TIE.2013.2263777)
- [74] Hassen Keskes, Ahmed Braham and Zied Lachiri. “Broken rotor bar diagnosis in induction machines through stationary wavelet packet transform and multiclass wavelet SVM”. In: Electric Power System Research, Volume 97, pp. 151-157, April 2013.
DOI: [10.1016/j.epsr.2012.12.013](https://doi.org/10.1016/j.epsr.2012.12.013)
- [75] P. Chattopadhyay, P. Konar. “Feature Extraction using Wavelet Transform for Multi-class Fault Detection of Induction Motor”. In: Journal of The Institution of Engineers (India): Serie B, Volume 95, Issue 1, pp. 73-81, May 2014.
DOI: [10.1007/s40031-014-0076-1](https://doi.org/10.1007/s40031-014-0076-1)
- [76] K. Yahia, A. J. M. Cardoso, A. Ghoggal and S. E. Zouzou. “Induction motors airgap-eccentricity detection through the discrete wavelet transform of the apparent power signal under non-stationary operating conditions”. In: ISA Transactions, Volume 53, Issue 2, pp. 603-611, March 2014.
DOI: [10.1016/j.isatra.2013.12.002](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2013.12.002)
- [77] Rosario Miceli, Yasser Gritli, Antonino Di Tommaso, Fiorenzo Filippetti and Claudio Rossi. “Vibration signature analysis for monitoring rotor broken bar in double squirrel cage induction motors based on wavelet analysis”. In: COMPEL – The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, Volume 33, Issue 5, pp. 1625-1641, August 2014.
DOI: [10.1108/COMPEL-09-2013-0304](https://doi.org/10.1108/COMPEL-09-2013-0304)
- [78] Hassen Keskes and Ahmed Braham. “Recursive Undecimated Wavelet Packet Transform and DAG SVM for Induction Motor Diagnosis”. In: IEEE Transactions on Industrial Informatics, Volume 11, Issue 5, pp. 1059-1066, July 2015.
DOI: [10.1109/TII.2015.2462315](https://doi.org/10.1109/TII.2015.2462315)
- [79] K. Vinoth Kumar, A. Calab Bravin Raj. “Static eccentricity failure diagnosis for induction machines using wavelet analysis”. In: 2017 International Conference on Innovations in Green Energy and Healthcare Technologies (IGEHT), March 2017.
DOI: [10.1109/IGEHT.2017.8094095](https://doi.org/10.1109/IGEHT.2017.8094095)
- [80] Omid Abdi Monfared, Aref Doroudi and Amin Darvishi. “Diagnosis of rotor broken bars faults in squirrel cage induction motor using continuous wavelet transform”. In:

COMPEL – The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, Volume 38, Issue 8, pp. 167-182, January 2019.

DOI: [10.1108/COMPEL-11-2017-0487](https://doi.org/10.1108/COMPEL-11-2017-0487)

[81] Dong Zhen, Zuolu Wang, Haiyang Li, Hao Zhang, Jie Yang and Fengshou Gu. “An Improved Cyclic Modulation Spectral Analysis Based on the CWT and Its Application on Broken Rotor Bar Fault Diagnosis for Induction Motors”. In: Applied Sciences 2019, Volume 9, Issue 18, 3902, September 2019.

DOI: [10.3390/app9183902](https://doi.org/10.3390/app9183902)

[82] Shafi Md Kawsar Zaman, Hla U May Marma, and Xiaodong Liang. “Broken Rotor Bar Fault Diagnosis for Induction Motors Using Power Spectral Density and Complex Continuous Wavelet Transform Methods”. In: 2019 IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering (CCECE), May 2019.

DOI: [10.1109/CCECE.2019.8861517](https://doi.org/10.1109/CCECE.2019.8861517)

[83] J. Antonino-Daviu, P. Jover, M. Riera, A. Arkkio, J. Roger-Folch. “DWT analysis of numerical and experimental data for the diagnosis of dynamic eccentricities in induction motors”. In: Mechanical Systems and Signal Processing, Volume 21, Issue 6, pp. 2575-2589, August 2007.

DOI: [10.1016/j.ymssp.2007.01.008](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2007.01.008)

[84] Czeslaw T. Kowalski and Teresa Orłowska-Kowalska. “Neural networks application for induction motor faults diagnosis”. In: Mathematics and Computer in Simulation, Volume 63, Issues 3-5, pp. 435-448, November 2003.

DOI: [10.1016/S0378-4754\(03\)00087-9](https://doi.org/10.1016/S0378-4754(03)00087-9)

[85] Amandeep Sharma, Lini Mathew, Shantanu Chatterji and Deepam Goyal. “Artificial Intelligence based Fault Diagnosis for Condition Monitoring of Electric Motors”. In: International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Volume 34, Issue 13, 2059043, November 2019.

DOI: [10.1142/S0218001420590430](https://doi.org/10.1142/S0218001420590430)

[86] Fiorenzo Filippetti, Giovanni Franceschini, Carla Tassoni and Peter Vas. “AI Techniques in Induction Machines Diagnosis Including the Speed Ripple Effect”. In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 34, Issue 1, pp. 98-108, January-February 1998.

DOI: [10.1109/28.658729](https://doi.org/10.1109/28.658729)

[87] F. Filippetti, A. Uncini, C. Piazza, P. Campolucci, C. Tassoni and G. Franceschini. “Neural Network Architectures for Fault Diagnosis and Parameter Recognition in Induction Machines”. In: Proceedings of 8th Mediterranean Electrotechnical Conference on Industrial Applications in Power Systems, Computer Science and Telecommunications (MELECON 96), May 1996.

DOI: [10.1109/MELCON.1996.551542](https://doi.org/10.1109/MELCON.1996.551542)

[88] Randy R. Schoen, Brian K. Lin, Thomas G. Habetler, Jay H. Schlag, and Samir Farag. “An Unsupervised, On-Line System for Induction Motor Fault Detection Using Stator Current Monitoring”. In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 31, Issue 6, pp. 1280-1286, November-December 1995.

DOI: [10.1109/28.475698](https://doi.org/10.1109/28.475698)

[89] Mo-yuen Chow, Peter M. Mangum and Sui Oi Yee. “A Neural Network Approach to Real-Time Condition Monitoring of Induction Motors”. In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 38, Issue 6, pp.448-453, December 1991.

DOI: [10.1109/41.107100](https://doi.org/10.1109/41.107100)

- [90] Jafar Zarei, Javad Poshtan, Majid Poshtan. "Bearing Fault Detection in Induction Motor Using Pattern Recognition Techniques". In: 2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference, December 2008.
DOI: [10.1109/PECON.2008.4762564](https://doi.org/10.1109/PECON.2008.4762564)
- [91] Abdenour Soualhi, Guy Clerc and Hubert Razik. "Detection and Diagnosis of Faults in Induction Motor Using an Improved Artificial Ant Clustering Technique". In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 60, Issue 9, pp. 4053-4062, September 2013.
DOI: [10.1109/TIE.2012.2230598](https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2230598)
- [92] Vincent. J and Tamilselvan A. "Vibration analysis of 3-phase squirrel cage induction motor due to broken rotor using artificial intelligence". In: 2016 International Conference on Emerging Trends in Engineering, Technology and Science (ICETETS), February 2016.
DOI: [10.1109/ICETETS.2016.7603078](https://doi.org/10.1109/ICETETS.2016.7603078)
- [93] Wenjun Sun, Siyu Shao, Rui Zhao, Ruqiang Yan , Xingwu Zhang and Xuefeng Chen. "A sparse auto-encoder-based deep neural network approach for induction motor faults classification". In: Measurement, Volume 89, pp. 171-178, July 2016.
DOI: [10.1016/j.measurement.2016.04.007](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2016.04.007)
- [94] Kalpana Sheokand and Neelam Turk. "Classification and Detection of Faults in Induction Motor using Dwt with Deep Learning Methods under the Time-Varying and Constant Load Conditions". In: International Journal of Recent Technology and Engineering, Volume 8, Issue 3, pp 1413-1418, September 2019.
DOI: [10.35940/ijrte.B3655.098319](https://doi.org/10.35940/ijrte.B3655.098319)
- [95] Tarek Khoualdia, Abdelaziz Lakehal, Zoubir Chelli, Kais Khoualdia, Karim Nessaib. "Optimized multilayer perceptron artificial neural network based fault diagnosis of induction motor using vibration signals". In: Diagnostyka 2021, Volume 22, Issue 1, pp. 65-74.
DOI: [10.29354/diag/133091](https://doi.org/10.29354/diag/133091)
- [96] Majid Hussain, Tayab Din Memon, Imtiaz Hussain, Zubair Ahmed Memon and Dileep Kumar. "Fault Detection and Identification Using Deep Learning Algorithms in Induction Motors". In: CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences, Volume 133, Issue 2, pp. 435-470, July 2022.
DOI: [10.32604/cmcs.2022.020583](https://doi.org/10.32604/cmcs.2022.020583)
- [97] Karolina Kudelina, Toomas Vaimann, Bilal Asad, Anton Rassõlkin, Ants Kallaste and Galina Demidova. "Trends and Challenges in Intelligent Condition Monitoring of Electrical Machines Using Machine Learning". In: Applied Sciences 2021, Volume 11, Issue 6, 2761, March 2021.
DOI: [10.3390/app11062761](https://doi.org/10.3390/app11062761)
- [98] Serhat Seker. "Determination of Air-Gap Eccentricity in Electric Motors Using Coherence Analysis". In: IEEE Power Engineering Review, Volume 20, Issue 7, pp. 48-50, July 2000.
DOI: [10.1109/39.850436](https://doi.org/10.1109/39.850436)
- [99] Zhongming Ye, Bin Wu and A. R. Sadeghian. "Induction Motor Mechanical Fault Online Diagnosis with the Application of Artificial Neural Network". In: Sixteenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition, March 2001.
DOI: [10.1109/APEC.2001.912491](https://doi.org/10.1109/APEC.2001.912491)
- [100] F. C. Trutt, J. Sottile and J. L. Kohler. "On-line Condition Monitoring of Induction Motors". In: Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference. 36th IAS Annual Meeting, September-October 2001.
DOI: [10.1109/IAS.2001.955712](https://doi.org/10.1109/IAS.2001.955712)
- [101] Masoud Haji and Hamid A. Toliyat. "Pattern Recognition – A Technique For Induction Machines Rotor Fault Detection "Eccentricity And Broken Bar Fault"". In:

Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference. 36th IAS Annual Meeting, August 2002.

DOI: [10.1109/IAS.2001.955745](https://doi.org/10.1109/IAS.2001.955745)

[102] Vinod V. Thomas, Krishna Vasudevan and V. Jagadeesh Kumar. "Use of Air-gap Torque Spectra for Squirrel Cage Rotor Fault Identification". In: 4th IEEE International Conference on Power Electronics and Drive Systems. IEEE PEDS 2001 - Indonesia. Proceedings, October 2001.

DOI: [10.1109/PEDS.2001.975364](https://doi.org/10.1109/PEDS.2001.975364)

[103] Vinod V. Thomas, Krishna Vasudevan and V. Jagadeesh Kumar. "Online Cage Rotor Fault Detection Using Air-Gap Torque Spectra". In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 18, Issue 2, pp. 265-270, June 2003.

DOI: [10.1109/TEC.2003.811718](https://doi.org/10.1109/TEC.2003.811718)

[104] Christian Kral, Franz Pirker and Gert Pascoli. "Detection of Rotor Faults in Squirrel-Cage Induction Machines at Standstill for Batch Tests by Means of the Vienna Monitoring Method". In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 38, Issue 3, pp. 618-624, August 2002.

DOI: [10.1109/TIA.2002.1003409](https://doi.org/10.1109/TIA.2002.1003409)

[105] Christian Kral, Franz Pirker and Gert Pascoli. "Model-Based Detection of Rotor Faults Without Rotor Position Sensor—The Sensorless Vienna Monitoring Method". In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 41, Issue 3, pp. 784-789, May-June 2005.

DOI: [10.1109/TIA.2005.847316](https://doi.org/10.1109/TIA.2005.847316)

[106] K. Kim and A. G. Parlos. "Model-based fault diagnosis of induction motors using non-stationary signal segmentation". In: Mechanical System and Signal Processing, Volume 16, Issues 2-3, pp. 223-253, March 2002.

DOI: [10.1006/mssp.2002.1481](https://doi.org/10.1006/mssp.2002.1481)

[107] Mansour Ojaghi, Reza Aghmasheh and Mahdi Sabouri. "Model-based exact technique to identify type and degree of eccentricity faults in induction motors". In: IET Electric Power Applications, Volume 10, Issue 8, pp. 706-713, September 2016.

DOI: [10.1049/iet-epa.2016.0026](https://doi.org/10.1049/iet-epa.2016.0026)

[108] G.K. Singh and Saleh Al Kazzaz Sa'ad Ahmed. "Vibration signal analysis using wavelet transform for isolation and identification of electrical faults in induction machine". In: Electric Power System Research, Volume 68, Issue 2, pp. 119-136, February 2004.

DOI: [10.1016/S0378-7796\(03\)00154-8](https://doi.org/10.1016/S0378-7796(03)00154-8)

[109] Gaëtan Didier, Eric Ternisien, Olivier Caspary and Hubert Razik. "Fault Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motor Using a Global Fault Index". In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 42, Issue 1, pp. 79-88, January-February 2006.

DOI: [10.1109/TIA.2005.861368](https://doi.org/10.1109/TIA.2005.861368)

[110] Alireza Sadoughi, Mohammad Ebrahimi and Esmaeil Rezaei. "A New Approach for Induction Motor Broken Bar Diagnosis by Using Vibration Spectrum". In: SICE-ICASE International Joint Conference, October 2006.

DOI: [10.1109/SICE.2006.314735](https://doi.org/10.1109/SICE.2006.314735)

[111] Zhang Jian-wen, Zhu Ning-hui, Yang Li, Yao Qi and Lu Qing. "A Fault Diagnosis Approach for Broken Rotor Bars Based on EMD and Envelope Analysis". In: Journal of China University of Mining and Technology, Volume 17, Issue 2, pp. 205-209, June 2007.

DOI: [10.1016/S1006-1266\(07\)60073-X](https://doi.org/10.1016/S1006-1266(07)60073-X)

[112] A. E. Trembl, R. A. Flauzino and G. C. Brito Jr. "EMD and MCSA Improved via Hilbert Transform Analysis on Asynchronous Machines for Broken Bar Detection Using Vibration Analysis". In: 2019 IEEE Milan PowerTech, June 2019.

DOI: [10.1109/PTC.2019.8810643](https://doi.org/10.1109/PTC.2019.8810643)

- [113] Mohamed Barbosh, Premjeet Singh and Ayan Sadhu. “Empirical Mode Decomposition and its Variants: A Review with Applications in Structural Health Monitoring”. In: *Smart Materials and Structures*, Volume 29, Issue 9, 093001. DOI: [10.1088/1361-665X/aba539](https://doi.org/10.1088/1361-665X/aba539)
- [114] Michael Feldman. “Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform”. In: *Journal of Sound and Vibration*, Volume 295, Issues 3-5, pp. 518-530, August 2006. DOI: [10.1016/j.jsv.2005.12.058](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2005.12.058)
- [115] Van Tung Tran, Bo-Suk Yang, Myung-Suck Oh and Andy Chit Chiow Tan. “Fault diagnosis of induction motor based on decision trees and adaptive neuro-fuzzy inference”. In: *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 2, Part 1, pp. 1840-1849, March 2009. DOI: [10.1016/j.eswa.2007.12.010](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.12.010)
- [116] Hua Su and Kil To Chong. “Induction Machine Condition Monitoring Using Neural Network Modeling”. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Volume 54, Issue 1, pp. 241-249, February 2007. DOI: [10.1109/TIE.2006.888786](https://doi.org/10.1109/TIE.2006.888786)
- [117] Jordi Cusidó, Luis Romeral, Juan A. Ortega, Javier A. Rosero and Antonio García Espinosa. “Fault Detection in Induction Machines Using Power Spectral Density in Wavelet Decomposition”. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Volume 55, Issue 2, pp. 633-643, February 2008. DOI: [10.1109/TIE.2007.911960](https://doi.org/10.1109/TIE.2007.911960)
- [118] Alireza Sadeghian, Zhongming Ye and Bin Wu. “Online Detection of Broken Rotor Bars in Induction Motors by Wavelet Packet Decomposition and Artificial Neural Networks”. In: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Volume 58, Issue 7, pp. 2253-2263, July 2009. DOI: [10.1109/TIM.2009.2013743](https://doi.org/10.1109/TIM.2009.2013743)
- [119] Jawad Faiz and Mansour Ojaghi. “Different indexes for eccentricity faults diagnosis in three-phase squirrel-cage induction motors: A review”. In: *Mechatronics*, Volume 19, Issue 1, pp. 2-13, February 2009. DOI: [10.1016/j.mechatronics.2008.07.004](https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2008.07.004)
- [120] S. D. Choi, B. Akin, M. M. Rahimian, H. A. Toliyat and M. Rayner. “Fault diagnosis Technique of Induction Machines with Ordered Harmonic and Noise Cancellation”. In: *2009 IEEE International Electric Machines and Drives Conference*, May 2009. DOI: [10.1109/IEMDC.2009.5075376](https://doi.org/10.1109/IEMDC.2009.5075376)
- [121] Hua Su, Kil To Chong and R. Ravi Kumar. “Vibration signal analysis for electrical fault detection of induction machine using neural networks”. In: *Neural Computing and Applications*, Volume 20, Issue 2, pp. 183-194, January 2011. DOI: [10.1007/s00521-010-0512-3](https://doi.org/10.1007/s00521-010-0512-3)
- [122] V. Climente-Alarcon, J.A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, R. Puche-Panadero, L. Escobar. “Application of the Wigner–Ville distribution for the detection of rotor asymmetries and eccentricity through high-order harmonics”. In: *electric Power Systems Research*, Volume 91, pp. 28-36, October 2012. DOI: [10.1016/j.epsr.2012.05.001](https://doi.org/10.1016/j.epsr.2012.05.001)
- [123] Vicente Climente-Alarcon, Jose Antonino-Daviu, Martin Riera-Guasp, Senior and Miroslav Vlcek. “Induction Motor Diagnosis by Advanced Notch FIR Filters and the Wigner-Ville Distribution”. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Volume 61, Issue 8, 6642083, pp. 4217-4227, October 2013. DOI: [10.1109/TIE.2013.2286581](https://doi.org/10.1109/TIE.2013.2286581)

- [124] A. Soualhi, G. Clerc, H. Razik and A. Lebaroud. "Fault Detection and Diagnosis of Induction Motors Based on Hidden Markov Model". In: 2012 XXth International Conference on Electrical Machines, September 2012.
DOI: [10.1109/ICEIMach.2012.6350108](https://doi.org/10.1109/ICEIMach.2012.6350108)
- [125] S. Hamdani, H. Mezerreg, B. Boutikar, N. Lahcene, O. Touhami and R. Ibtouen. "Rotor Fault Diagnosis in a Squirrel-Cage Induction Machine Using Support Vector". In: 2012 XXth International Conference on Electrical Machines, September 2012.
DOI: [10.1109/ICEIMach.2012.6350128](https://doi.org/10.1109/ICEIMach.2012.6350128)
- [126] Purushottam Gangsar and Rajiv Tiwari. "Multi-fault Diagnosis of Induction Motor at Intermediate Operating Conditions using Wavelet Packet Transform and Support Vector Machine". In: Journal of Dynamic System, Measurement and Control, Transactions of the ASME, Volume 40, Issue 8, 081014, March 2018.
DOI: [10.1115/1.4039204](https://doi.org/10.1115/1.4039204)
- [127] Achmad Widodo and Bo-Suk Yang. "Application of nonlinear feature extraction and support vector machines for fault diagnosis of induction motors". In: Expert System with Applications, Volume 33, Issue 1, pp. 241-250, July 2007.
DOI: [10.1016/j.eswa.2006.04.020](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.020)
- [128] S. M. A. Cruz and A. J. Marques Cardoso. "Rotor Cage Fault Diagnosis in Three-Phase Induction Motors by Extended Park's Vector Approach". In: electric Machines & Power System, Volume 28, Issue 4, pp. 289-299.
DOI: [10.1080/073135600268261](https://doi.org/10.1080/073135600268261)
- [129] M'hamed Drif and A. J. Marques Cardoso. "Rotor Cage Fault Diagnostics in Three-Phase Induction Motors, by the Instantaneous Non-Active Power Signature Analysis". In: 2007 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, June 2007.
DOI: [10.1109/ISIE.2007.4374743](https://doi.org/10.1109/ISIE.2007.4374743)
- [130] Mikhail Tsyarkin. "Induction Motor Condition Monitoring: Vibration Analysis Technique - a Twice Line Frequency Component as a Diagnostic Tool". In: 2013 International Electric Machines & Drives Conference, May 2013.
DOI: [10.1109/IEMDC.2013.6556242](https://doi.org/10.1109/IEMDC.2013.6556242)
- [131] Zuolu Wang, Jie Yang, Haiyang Li, Dong Zhen, Yuandong Xu and Fengshou Gu. "Fault Identification of Broken Rotor Bars in Induction Motors Using an Improved Cyclic Modulation Spectral Analysis". In: Energies 2019, Volume 12, Issue 17, 3279, August 2019.
DOI: [10.3390/en12173279](https://doi.org/10.3390/en12173279)
- [132] Austin H. Bonnet and George C. Soukup. "Analysis of Rotor Failures in Squirrel-Cage Induction Motors. In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 24, Issue 6, pp. 1124-1130, November-December 1988.
DOI: [10.1109/28.17488](https://doi.org/10.1109/28.17488)
- [133] Austin H. Bonnet and George C. Soukup. "Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in Three-Phase Squirrel-Cage Induction Motors". In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 28, Issue 4, pp. 921-937, July-August 1992.
DOI: [10.1109/28.148460](https://doi.org/10.1109/28.148460)
- [134] Z. Q. Zhu and D. Howe. "Effect of rotor eccentricity and magnetic circuit saturation on acoustic noise and vibration of single-phase motors". In: Electric Machines and Power System, Volume 25, Issue 5, pp. 443-457, 1997.
DOI: [10.1080/07313569708955751](https://doi.org/10.1080/07313569708955751)
- [135] W. T. Thomson, R. A. Leonard, and A. J. Milne. "Failure Identification of Offshore Induction Motor System Using On-condition Monitoring". In: Reliability Engineering, Volume 9, Issue 1, pp. 49-64, 1984.
DOI: [10.1016/0143-8174\(84\)90006-4](https://doi.org/10.1016/0143-8174(84)90006-4)

- [136] Subhasis Nandi and Hamid A. Toliyat. "Fault Diagnosis of Electrical Machines – A Review". In: IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEMDC'99. Proceedings.
DOI: [10.1109/IEMDC.1999.769076](https://doi.org/10.1109/IEMDC.1999.769076)
- [137] Mohamed El Hachemi Benbouzid. "A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection". In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 47, Issue 5, pp. 984-993, October 2000.
DOI: [10.1109/41.873206](https://doi.org/10.1109/41.873206)
- [138] S. Bindu and Vinod V Thomas. "Diagnoses of Internal Fault of Three Phase Squirrel Cage Induction Motor – A Review". In: 2014 International Conference on Advances in Energy Conversion Technologies (ICAECT), January 2014.
DOI: [10.1109/ICAECT.2014.6757060](https://doi.org/10.1109/ICAECT.2014.6757060)
- [139] Subhasis Nandi, Hamid A. Toliyat and Xiaodong Li. "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Motors – A Review". In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 20, Issue a, pp. 719-729, December 2005.
DOI: [10.1109/TEC.2005.847955](https://doi.org/10.1109/TEC.2005.847955)
- [140] M. Sahraoui, A. Ghoggal, S. E. Zouzou and M.E. Benbouzid. "Dynamic eccentricity in squirrel cage induction motors – Simulation and analytical study of its spectral signature in stator currents". In: Simulation Modelling Practice and Theory, Volume 16, Issue 9, pp. 1503-1513, October 2008.
DOI: [10.1016/j.simpat.2008.08.007](https://doi.org/10.1016/j.simpat.2008.08.007)
- [141] Andrei Negoita, Gheorghe Scutaru, Ioan Peter, Razvan Mihai Ionescu, Ovidiu Plesa and Ciprian Nistor. "Influence of rotor static eccentricity on the noise level of a single phase squirrel cage induction motor". In: 13th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM), 2012.
DOI: [10.1109/OPTIM.2012.6231893](https://doi.org/10.1109/OPTIM.2012.6231893)
- [142] A. Polat, Y. D. Ertuğrul, L.T. Ergene. "Analysis of Static Eccentricity in Squirrel Cage Induction Motors". In: 4th International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives, May 2013.
DOI: [10.1109/PowerEng.2013.6635838](https://doi.org/10.1109/PowerEng.2013.6635838)
- [143] A. Polat, Y. D. Ertuğrul, L.T. Ergene. "Static, Dynamic and Mixed Eccentricity of Induction Motor". In: IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED), September 2015.
DOI: [10.1109/DEMPED.2015.7303703](https://doi.org/10.1109/DEMPED.2015.7303703)
- [144] Jan Sobra, Toomas Vaimann and Anouar Belahcen. "Mechanical Vibration Analysis of Induction Machine Under Dynamic Rotor Eccentricity". In: 17th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE), May 2016.
DOI: [10.1109/EPE.2016.7521732](https://doi.org/10.1109/EPE.2016.7521732)
- [145] Janusz Petryna, Arkadiusz Duda and Maciej Sulowicz. "Eccentricity in Induction Machines – A Useful Tool for Assessing Its Level". In: Energies, Volume 14, Issue 7, 2021.
DOI: [10.3390/en14071976](https://doi.org/10.3390/en14071976)
- [146] J. R. Cameron, W. T. Thomson, and A. B. Dow. "Vibration and current monitoring for detecting airgap eccentricity in large induction motors". In: IEE Proceedings B: Electric Power Applications, Volume 133, Issue 3, pp. 155-163, May 1986.
DOI: [10.1049/ip-b.1986.0022](https://doi.org/10.1049/ip-b.1986.0022)
- [147] Subhasis Nandi, S and Hamid A. Toliyat. "Detection of Rotor Slot and Other Eccentricity Related Harmonics in a Three Phase Induction Motor with Different Rotor". In: IEEE Transactions on energy Conversion, Volume 16, Issue 3, pp. 253-260, September 2001.
DOI: [10.1109/60.937205](https://doi.org/10.1109/60.937205)

- [148] Jawad Faiz, B. M. Ebrahimi and M. B. B. Sharifian. "Different Faults and Their Diagnosis Techniques in Three-Phase Squirrel-Cage Induction Motors – A Review. In: Electromagnetics, Volume 26, Issue 7, pp. 543-569, November 2006.
DOI: [10.1080/02726340600873003](https://doi.org/10.1080/02726340600873003)
- [149] Ahmad Bagheri, Mansour Ojaghi and Amir Bagheri. "Air-gap eccentricity fault diagnosis and estimation in induction motors using unscented Kalman filter". In: International Transactions on Electrical Energy System, Volume 30, Issue 8, May 2020.
DOI: [0.1002/2050-7038.12450](https://doi.org/0.1002/2050-7038.12450)
- [150] Gojko M. Joksimović, Momir D. Đurović, Jim Penman and Neil Arthur. "Dynamic Simulation of Dynamic Eccentricity in Induction Machines – Winding Function Approach. In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 15, Issue 2, pp. 143-148, June 2000.
DOI: [10.1109/60.866991](https://doi.org/10.1109/60.866991)
- [151] G. B. Kliman, J. Stein and R. D. Endicott. "Noninvasive detection of broken rotor bars in operating induction motors". In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 3, Issue 4, pp. 873-879, December 1988.
DOI: [10.1109/60.9364](https://doi.org/10.1109/60.9364)
- [152] B. Ayhan, M. Y. Chow, H. J. Trussell, M. H. Song, E. S. Kang and H. J. Woe. "Statistical Analysis on a Case Study of Load Effect on PSD Technique for Induction Motor Broken Rotor Bar Fault Detection". In: 4th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, August 2003.
DOI: [10.1109/DEMPED.2003.1234558](https://doi.org/10.1109/DEMPED.2003.1234558)
- [153] I. Kerszenbaum and C. F. Landy. "The existence of large inter-bar currents in three phase squirrel cage motors with rotor-bar and/or end-ring faults". In: IEEE Transactions on Power Apparatus and System, Volume PAS-103, Issue 7, pp. 1854-1862, July 1984.
DOI: [10.1109/TPAS.1984.318634](https://doi.org/10.1109/TPAS.1984.318634)
- [154] P. J. Rodriguez, A. Belahcen and A. Arkkio. "Signatures of electrical faults in the force distribution and vibration pattern of induction motors". In: IEE Proceedings: Electric Power Applications, Volume 153, Issue 4, pp. 523-529, July 2006.
DOI: [10.1049/ip-epa:20050253](https://doi.org/10.1049/ip-epa:20050253)
- [155] Robert B. Randall and Jérôme Antoni. "Rolling element bearing diagnostics—A tutorial". In: Mechanical System and Signal Processing, Volume 25, Issue 2, pp. 485-520, February 2011.
DOI: [10.1016/j.ymssp.2010.07.017](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.07.017)
- [156] A. Arkkio. "Unbalanced magnetic pull in cage induction motors with asymmetry in rotor structures". In: Eighth International Conference on Electrical Machines and Drives, September 1997.
DOI: [10.1049/cp:19971033](https://doi.org/10.1049/cp:19971033)
- [157] S. J. Yang. "Acoustic noise from small 2-pole single-phase induction machines". In: Proceedings of the Institution of electrical Engineers, Volume 122, Issue 12, pp. 1391-1396, December 1975.
DOI: [10.1049/piee.1975.0338](https://doi.org/10.1049/piee.1975.0338)
- [158] S. P. Verma and A. Balan. "Determination of radial-forces in relation to noise and vibration problems of squirrel-cage induction motors". In: IEEE Transactions on energy Conversion, Volume 9, Issue 2, pp. 404-412, June 1994.
DOI: [10.1109/60.300130](https://doi.org/10.1109/60.300130)
- [159] Haiyang Fang, Dawei Li, Ronghai Qu and Peng Yan. "Modulation Effect of slotted structure on Vibration Response in Electrical Machines". In: IEEE Transactions on Industrial Electronics, Volume 66, Issue 4, pp. 2998-3007, April 2019.
DOI: [10.1109/TIE.2018.2847639](https://doi.org/10.1109/TIE.2018.2847639)

- [160] D. G. Dorrell. "The influence of rotor skew on unbalanced magnetic pull in cage induction motors with eccentric rotors". In: 1995 Seventh International Conference on Electrical Machines and Drives, September 1995.
DOI: [10.1049/cp:19950837](https://doi.org/10.1049/cp:19950837)
- [161] D. G. Dorrell. "Calculation of unbalanced magnetic pull in small cage induction motors with skewed rotor and dynamic rotor eccentricity". In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 11, Issue 3, pp. 483-488, September 1996.
DOI: [10.1109/60.536997](https://doi.org/10.1109/60.536997)
- [162] K. J. Binns, R. Hindmarsh and B. P. Short. "Effect of skewing slots on flux distribution in induction machines". In: Proceedings of the Institution of Electrical Engineers, Volume 118, Issue 3-4, pp. 543-549, March April 1971.
DOI: [10.1049/piee.1971.0094](https://doi.org/10.1049/piee.1971.0094)
- [163] C.I. McClay and S. Williamson. "Influence of rotor skew on cage motor losses". In: IEE Proceedings – Electric Power Applications, Volume 145, Issue 5, pp. 414-422, September 1998.
DOI: [10.1049/ip-epa:19982172](https://doi.org/10.1049/ip-epa:19982172)
- [164] Yoshihiro Kawase, Tadashi Yamaguchi, Zhipeng Tu, Naotaka Toida, Norimooto Minoshima and Kou Hashimoto. "Effects of Skew Angle of Rotor in Squirrel-Cage Induction Motor in Torque and Loss Characteristics. In: IEEE Transactions on Magnetics, Volume 45, Issue 3, pp. 1700-1703, March 2009.
DOI: [10.1109/TMAG.2009.2012785](https://doi.org/10.1109/TMAG.2009.2012785)
- [165] Mohsen Cheraghi, Mehran Karimi and Mohammad Bayati Booin. "An Investigation on Acoustic Noise Emitted by Induction Motors Due to Magnetic Sources". In: 9th Annual Power Electronics, Drives Systems and Technologies Conference, February 2018.
DOI: [10.1109/PEDSTC.2018.8343780](https://doi.org/10.1109/PEDSTC.2018.8343780)
- [166] Jean Le Besnerais, Vincent Lanfranchi, Michel Hecquet and Pascal Brochet. "Optimal Slot Number for Magnetic Noise Reduction in Variable-Speed Induction Motors". In: IEEE Transactions on magnetics, Volume 45, Issue 8, pp. 3131-3136, August 2009.
DOI: [10.1109/TMAG.2009.2020736](https://doi.org/10.1109/TMAG.2009.2020736)
- [167] Jean Le Besnerais, Vincent Lanfranchi, Michel Hecquet, Eric Augis and Pascal Brochet. "Characterization and Reduction of Magnetic Noise Due to Saturation in Induction Machines". In: IEEE Transactions on Magnetics, Volume 45, Issue 4, pp. 2003-2008, April 2009.
DOI: [10.1109/TMAG.2008.2012112](https://doi.org/10.1109/TMAG.2008.2012112)
- [168] D. Guo, F. Chu and D. Chen. "The unbalanced magnetic pull and its effects on vibration in a three-phase generator with eccentric rotor". In: Journal of Sound and Vibration, Volume 254, Issue 2, pp. 297-312, July 2002.
DOI: [10.1006/jsvi.2001.4088](https://doi.org/10.1006/jsvi.2001.4088)
- [169] K. J. Binns and M. Dye. "Identification of principal factors causing unbalanced magnetic pull in cage induction motors". In: Proceedings of the Institution of electrical Engineers, Volume 120, Issue 3, pp. 349-354, March 1973.
DOI: [10.1049/piee.1973.0072](https://doi.org/10.1049/piee.1973.0072)
- [170] William R. Finley, Mark M. Hodowanec and Warren G. Holter. "An Analytical Approach to Solving Motor Vibration Problems". In: IEEE Transactions on Industry Applications, Volume 36, Issue 5, pp. 1467-1480, September-October 2000.
DOI: [10.1109/28.871297](https://doi.org/10.1109/28.871297)
- [171] Xueping Xu, Qinkai Han and Fulei Chu. "Review of Electromagnetic Vibration in Electrical Machines". In: Energies, Volume 11, Issue 7, July 2018.
DOI: [10.3390/en11071779](https://doi.org/10.3390/en11071779)

- [172] Yuji Akiyama, Osamu Sugiura. "A Study of 2sf Beat Phenomena in Induction Motors". In: Conference Record - IAS Annual Meeting (IEEE Industry Applications Society), Volume 1992, pp. 100-106, January 1992.
DOI: [10.1109/IAS.1992.244458](https://doi.org/10.1109/IAS.1992.244458).
- [173] Ernest W. Summers. "Vibration in 2-Pole Induction Motors Related to Slip Frequency". In: Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and System, Volume 74, Issue 3, pp. 69-72, January 1955.
DOI: [10.1109/AIEEPAS.1955.4499055](https://doi.org/10.1109/AIEEPAS.1955.4499055)
- [174] Adam Biernat and Paweł Góralski. "Analysis of State of Operation of Asynchronous Motor with Stator Slot Frequency Beat Vibration". In: 2017 International Symposium on Electrical Machines, June 2017.
DOI: [0.1109/ISEM.2017.7993560](https://doi.org/0.1109/ISEM.2017.7993560)
- [175] S. Williamson and P. Breese. "Twice-line-frequency pulsating torques in shaded-pole motors". In: Electric Machines and Power System, Volume 6, Issue 1, pp. 67-78, July 1980.
DOI: [10.1080/03616968108960052](https://doi.org/10.1080/03616968108960052)
- [176] H. Takano. "Experimental determination of the forward and backward-field-torque in shaded-pole motors. In: IEEE Transactions on Energy Conversion, Volume 4, Issue 2, pp. 257-263, June 1989.
DOI: [10.1109/60.17920](https://doi.org/10.1109/60.17920)
- [177] A. L. Kimball and P. L. Alger. "Single-Phase Motor-Torque Pulsations". In: Transactions of the American Institute of electrical Engineers, Volume 43, pp. 730-739, January-December 1924.
DOI: [10.1109/T-AIEE.1924.5061027](https://doi.org/10.1109/T-AIEE.1924.5061027)
- [178] Z. Q. Zhu and D. Howe. "Vibrational Torques in Single-Phase Induction Motors and Their Relation to Vibration and Noise". In: Electric Machines and Power System, Volume 20, Issue 5, pp. 483-492, May 1992.
DOI: [10.1080/07313569208909611](https://doi.org/10.1080/07313569208909611)
- [179] R. C. Robinson. "Line-Frequency Magnetic Vibration of A-C Machines". In: Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and System, volume 81, Issue 3, April 1962.
DOI: [10.1109/AIEEPAS.1962.4501389](https://doi.org/10.1109/AIEEPAS.1962.4501389)
- [180] Jigyasu, R., Mathew, L., Sharma, A. (2019). Multiple Faults Diagnosis of Induction Motor Using Artificial Neural Network. In: Luhach, A., Singh, D., Hsiung, PA., Hawari, K., Lingras, P., Singh, P. (eds) Advanced Informatics for Computing Research. ICAICR 2018. Communications in Computer and Information Science, vol 955. Springer, Singapore.
DOI: [10.1007/978-981-13-3140-4_63](https://doi.org/10.1007/978-981-13-3140-4_63)
- [181] Pedro Poveda-Martínez and Jaime Ramis-Soriano. "A comparison between psychoacoustic parameters and condition indicators for machinery fault diagnosis using vibration signals". In: Applied Acoustics, Volume 166, September 2020, 107364.
DOI: [10.1016/j.apacoust.2020.107364](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107364)
- [182] Vikas Sharma and Anand Parey. "A review of gear fault diagnosis using various condition indicators". In: Procedia Engineering, Volume 144, 2016, pp. 253-263.
DOI: [10.1016/j.proeng.2016.05.131](https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.05.131)
- [183] P. Kane and A. Andhare. "Application of psychoacoustics for gear fault diagnosis using artificial neural network". In: Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control, 2016, Volume 35, Issue 3, pp. 207-220.
DOI: [10.1177/0263092316660915](https://doi.org/10.1177/0263092316660915)

- [184] Harvey Fletcher and W. A. Munson. “Loudness, Its Definition, Measurement and Calculation”. In: *The Journal of the Acoustical Society of America* 5, Volume 82 (1933). DOI: [10.1121/1.1915637](https://doi.org/10.1121/1.1915637)
- [185] James F. Kaiser. “On a simple algorithm to calculate the ‘energy’ of a signal”. In: *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, April 1990. DOI: [10.1109/ICASSP.1990.115702](https://doi.org/10.1109/ICASSP.1990.115702)
- [186] Laxmikant S. Dhamandea and Mangesh B. Chaudharib. “Compound gear-bearing fault feature extraction using statistical features based on time-frequency method”. In *Measurement*, Volume 125, September 2018, pp. 63-77. DOI: [10.1016/j.measurement.2018.04.059](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.04.059)
- [187] Jérôme Antoni. “Cyclostationarity by examples”. In: *Mechanical System and Signal Processing*, Volume 23, Issue 4, pp. 987-1036, May 2009. DOI: [10.1016/j.ymsp.2008.10.010](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2008.10.010)
- [188] Gustavo de Novaes Pires Leite, Alex Maurício Araújo, Pedro André Carvalho Rosas, Tatijana Stosic, and Borko Stosic. “Entropy measures for early detection of bearing faults”. In: *Physica A: statistical Mechanics and its Applications*, Volume 514, January 2019, pp. 458-472. DOI: [10.1016/j.physa.2018.09.052](https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.052)
- [189] G. F. Bin, J. J. Gao, X. J. Li, and B. S. Dhillon. “Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets—Empirical mode decomposition feature extraction and neural network”. In *Mechanical System and Signal Processing*, Volume 27, February 2012, pp. 696-711. DOI: [10.1016/j.ymsp.2011.08.002](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2011.08.002)
- [190] Etz, A. (2018, September 5). “Technical Notes on Kullback-Leibler Divergence”. DOI: [10.31234/osf.io/5vhzu](https://doi.org/10.31234/osf.io/5vhzu)
- [191] Wang, F., Syeda-Mahmood, T., Vemuri, B.C., Beymer, D., Rangarajan, A. (2009). “Closed-Form Jensen-Renyi Divergence for Mixture of Gaussians and Applications to Group-Wise Shape Registration”. In: Yang, GZ., Hawkes, D., Rueckert, D., Noble, A., Taylor, C. (eds) *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2009*. MICCAI 2009. Lecture Notes in Computer Science, vol 5761. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: [10.1007/978-3-642-04268-3_80](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04268-3_80)
- [192] Tim van Erven and Peter Harremoës. “Rényi Divergence and Kullback-Leibler Divergence”. In: *IEEE Transactions on Information Theory*, Volume 60, Issue 7, pp. 3797-3820, June 2014. DOI: [10.1109/TIT.2014.2320500](https://doi.org/10.1109/TIT.2014.2320500)
- [193] Maszczyk, T., Duch, W. (2008). Comparison of Shannon, Renyi and Tsallis Entropy Used in Decision Trees. In: Rutkowski, L., Tadeusiewicz, R., Zadeh, L.A., Zurada, J.M. (eds) *Artificial Intelligence and Soft Computing – ICAISC 2008*. ICAISC 2008. Lecture Notes in Computer Science, vol 5097. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: [10.1007/978-3-540-69731-2_62](https://doi.org/10.1007/978-3-540-69731-2_62)
- [194] Nobuyuki Otsu. “A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms”. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Volume 9, Issue 1, pp. 62-66, January 1979. DOI: [10.1109/TSMC.1979.4310076](https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076)
- [195] Shao Haidong, Jiang Hongkai, Zhao Huiwei and Wang Fuan. “A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis”. In: *Mechanical System and Signal Processing*, Volume 95, pp. 187-204, October 2017. DOI: [10.1016/j.ymsp.2017.03.034](https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2017.03.034)

[196] Ao Dai, Haijian Zhang and Hong Sun. “Automatic Modulation Classification using Stacked Sparse Auto-Encoders”. In: 2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP), November 2016.

DOI: [10.1109/ICSP.2016.7877834](https://doi.org/10.1109/ICSP.2016.7877834)

[197] Shao Haidong, Ding Ziyang, Cheng Junsheng and Jiang Hongkai. “Intelligent fault diagnosis among different rotating machines using novel stacked transfer auto-encoder optimized by PSO”. In: ISA Transactions, Volume 105, pp. 308-319, October 2020.

DOI: [10.1016/j.isatra.2020.05.041](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.05.041)