

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA INDUSTRIALE

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA CHIMICA E DEI PROCESSI INDUSTRIALI

**Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria Chimica
e dei Processi Industriali**

**CARATTERIZZAZIONE IN LINEA DELLA DISTRIBUZIONE
GRANULOMETRICA DI MISCELE
MEDIANTE ANALISI MULTIVARIATA DI IMMAGINE**

Relatore: Prof. Massimiliano Barolo

*Correlatori: Ing. Pierantonio Facco
Prof. Andrea Santomaso*

Laureando: MARIO SOPRANA

ANNO ACCADEMICO 2016-2017

*A mamma e papà
A Marta*

Riassunto

In questa Tesi è sviluppato un sistema per la stima delle distribuzioni granulometriche superficiali di miscele granulari mediante l'analisi d'immagine multivariata e multirisoluzione per l'impiego in linea in sistemi di trasporto di polveri.

La metodologia di stima si basa sulla fotografia della scena di interesse e sulla sua successiva rappresentazione mediante indici statistici. Questi vengono prima estratti dalle immagini catturate e successivamente correlati alle distribuzioni granulometriche rappresentate nella scena attraverso la costruzione di un modello di regressione locale basato sulle strutture latenti. I risultati mostrano che il sistema proposto è in grado di stimare con ottima accuratezza le frazioni ponderali cumulate degli intervalli granulometrici che compongono la miscela, inoltre è risultato in grado di sopperire ad eventuali disturbi normalmente presenti nei sistemi in movimento come la segregazione delle polveri o differenti velocità di marcia.

Attraverso un'analisi di sensitività, è altresì confermata la stabilità del modello di regressione alla variazione dei parametri di calibrazione del metodo.

Infine sono stati provati differenti approcci per valutare il trasferimento del sistema di visione artificiale calibrato sul sistema fermo a quello in movimento. I risultati preliminari mostrano che il trasferimento non è conveniente.

Indice

NOMENCLATURA	1
INTRODUZIONE	5
CAPITOLO 1 - Analisi di tessitura con metodi statistici multivariati	7
1.1 PREDIRE DISTRIBUZIONI GRANULOMETRICHE MEDIANTE L'ANALISI D'IMMAGINE	7
1.2 PROGETTAZIONE DEGLI ESPERIMENTI	8
1.2.1 Metodo di Kennard-Stone.....	9
1.3 L'ANALISI DI IMMAGINE	10
1.3.1 Pixel e Risoluzione	11
1.3.2 Analisi della tessitura.....	11
1.4 DECOMPOSIZIONE MULTIRISOLUZIONE MEDIANTE WAVELET	12
1.4.1 Trasformata wavelet discreta	13
1.4.2 Analisi Wavelet applicata alle immagini	16
1.5 LA PROIEZIONE SU STRUTTURE LATENTI.....	18
1.5.1 Importanza delle variabili nella proiezione.....	19
1.5.2 Trasferimento di modello mediante joint-Y PLS.....	20
1.6 SISTEMA DI VISIONE ARTIFICIALE	21
CAPITOLO 2 - Procedure di granulazione e strumentazione utilizzata	27
2.1 SISTEMA DI ACQUISIZIONE D'IMMAGINI.....	27
2.2 SISTEMA SPERIMENTALE	28
2.2.1 Calibrazione del sistema sperimentale.....	29
2.3 GRANULAZIONE E PREPARAZIONE DEL MATERIALE GRANULATO.....	31
2.3.1 Preparazione miscele con DoE	32
2.4 IMMAGINI ACQUISITE	33
CAPITOLO 3 - Stima delle distribuzioni granulometriche di una miscela in movimento su nastro trasportatore	37
3.1 IMPOSTAZIONI DEL SISTEMA DI VISIONE ARTIFICIALE	37
3.2 STIMA DELLE DISTRIBUZIONI CUMULATE DELLE MISCELE GRANULOMETRICHE	37
3.3 STIMA DELLA PSD IN CONDIZIONI ANOMALE	41
3.3.1 Stima della PSD per mezzo di immagini contigue	41
3.3.2 Stima della PSD da miscele soggette a segregazione	43
3.3.3 Stima delle PSD da filmati acquisiti a velocità maggiore.....	46
3.4 SENSITIVITÀ AL NUMERO DI MISCELE DI CALIBRAZIONE E AL NUMERO DI REPLICHE PER MISCELA.....	48
3.4.1 Variabilità dei parametri sulla proiezione su strutture latenti.....	50

3.5 CONCLUSIONI SULLE PRESTAZIONI DI STIMA IN UN SISTEMA IN MOVIMENTO	54
CAPITOLO 4 - Trasferimento di modello dal sistema statico al sistema in movimento	55
4.1 OBIETTIVO E PROBLEMATICHE DEL TRASFERIMENTO DI SISTEMI DI VISIONE ARTIFICIALE	55
4.2 ANALISI JY-PLS	56
4.2.2 <i>Risultati</i>	57
4.2 CONFRONTO	58
4.3 CONCLUSIONI	59
CONSIDERAZIONI CONCLUSIVE.....	61
APPENDICE - Figure e codici contenuti nella tesi.....	63
A.1 FIGURE DEL CAPITOLO 1	63
A.2 FIGURE DEL CAPITOLO 2	63
A.3 FIGURE DEL CAPITOLO 3	64
A.4 FIGURE DEL CAPITOLO 4	65
A.5 CODICI DI CALCOLO.....	65
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI.....	67
RINGRAZIAMENTI	69

Nomenclatura

a	=	coordinata verticale continua (-)
a	=	parametro di dilatazione nell'analisi <i>wavelet</i> (-)
a_0	=	parametro di dilatazione nelle funzioni <i>wavelet</i> discrete (-)
\mathbf{A}_m	=	immagine approssimazione alla scala m di decomposizione <i>wavelet</i> (-)
A	=	intervallo granulometrico (μm)
b	=	coordinata orizzontale continua (-)
b	=	parametro di posizione nell'analisi <i>wavelet</i> o generico indice di tessitura(-)
b_0	=	parametro di posizione nelle funzioni <i>wavelet</i> discrete (-)
b_k	=	raffiguazione combatta dei coefficienti di scala nell'analisi <i>wavelet</i> (-)
B	=	intervallo granulometrico (μm)
B	=	numero degli indici di tessitura (-)
c_k	=	coefficiente di scala nell'analisi <i>wavelet</i> (-)
C	=	intervallo granulometrico (μm)
d_m	=	generico dettaglio alla scala m nell'analisi <i>wavelet</i> (-)
D	=	intervallo granulometrico (μm)
D_{n_i, n_j}^2	=	distanza quadratica tra due generiche miscele nello spazio sperimentale (-)
\mathbf{D}_m^d	=	immagine dettaglio diagonale alla scala m di decomposizione <i>wavelet</i> (-)
\mathbf{D}_m^h	=	immagine dettaglio orizzontale alla scala m di decomposizione <i>wavelet</i> (-)
\mathbf{D}_m^v	=	immagine dettaglio verticale alla scala m di decomposizione <i>wavelet</i> (-)
e	=	errore sulle stime granulometriche (-)
E	=	energia di un immagine (-)
\mathbf{E}	=	matrice dei residui dalla decomposizione della matrice \mathbf{X} (-)
\mathbf{F}	=	matrice dei residui dalla decomposizione della matrice \mathbf{Y} '' tramite analisi PLS (-)
f	=	funzione continua d'intensità associata ad un punto di un immagine (-)
g	=	funzione discreta di intensità locale associata ad un pixel (-)
h	=	curtosi (-)
H^h	=	filtro passa alto (-)
$i_{j,k}$	=	generico elemento di un immagine discretizzata \mathbf{I} (-)
\mathbf{I}	=	generica immagine discretizzata (-)
j	=	generica coordinata orizzontale discretizzata (-)

J	=	coordinata orizzontale discretizzata (-)
k	=	generica coordinata verticale discretizzata (-)
K	=	coordinata verticale discretizzata (-)
l	=	generica variabile latente o intensità luminosa (-)
L	=	numero di variabili latenti (-)
L^h	=	filtro passa basso (-)
m	=	numero intero che controlla la dilatazione nelle <i>wavelet</i> discrete o generica scala di decomposizione (-)
M	=	scale di decomposizione nell'analisi <i>wavelet</i> (-)
M_3	=	terzo momento centrale di un'immagine (-)
M_4	=	quarto momento centrale di un'immagine (-)
MAE_v	=	media assoluta dell'errore riferito ad un intervallo v (-)
n	=	numero intero che controlla la traslazione nelle <i>wavelet</i> discrete o generica miscela granulare (-)
n_{it}	=	generica iterazione (-)
N	=	numero di miscele selezionate (-)
N_C	=	miscele selezionate per la calibrazione (-)
N_{it}	=	numero di iterazioni (-)
N_S	=	miscele vicine alla miscela di convalida (-)
N_V	=	miscele selezionate per la convalida (-)
p	=	dimensione dello spazio di esperimenti candidati (-)
\mathbf{p}	=	vettore dei <i>loadings</i> dalla decomposizione della matrice \mathbf{X} tramite analisi PLS (-)
P	=	punti possibili nello spazio sperimentale (-)
$P(l)$	=	probabilità di trovare un pixel di intensità luminosa l (-)
\mathbf{P}	=	matrice dei <i>loadings</i> \mathbf{p} (-)
\mathbf{q}	=	vettore dei <i>loadings</i> dalla decomposizione della matrice \mathbf{Y}'' tramite analisi PLS (-)
\mathbf{Q}	=	matrice dei <i>loadings</i> \mathbf{q} (-)
r	=	generica replica (-)
R	=	repliche d'immagine per miscela (-)
\Re	=	insieme dei numero reali (-)
S	=	coefficiente di approssimazione nell'analisi <i>wavelet</i> o entropia di un immagine (-)
t	=	generico elemento di un vettore score o generica variabile spaziale o temporale (-)
\mathbf{t}_{new}	=	nuovo campione calcolato dal valore \mathbf{x}_{new} proiettato nel joint-Y-PLS (-)
\mathbf{t}	=	vettore degli <i>scores</i> dalla decomposizione della matrice \mathbf{X} tramite analisi PLS (-)

T	=	trasformata <i>wavelet</i> (-)
\mathbf{T}	=	matrice degli <i>scores</i> \mathbf{t} (-)
\mathbf{u}	=	vettore degli <i>scores</i> dalla decomposizione della matrice \mathbf{Y}'' tramite analisi PLS (-)
\mathbf{U}	=	matrice degli <i>scores</i> \mathbf{u} (-)
v	=	generico intervallo ponderale (-)
V	=	frazioni granulometriche ponderali (-)
w	=	funzione peso o indice di asimmetria di un'immagine (-)
\mathbf{w}	=	vettore dei pesi (-)
\mathbf{W}	=	matrice dei pesi (-)
\mathbf{W}^*	=	matrice dei pesi calcolati nel modello joint-Y-PLS (-)
x	=	generica coordinata orizzontale o generico segnale continuo o generico elemento della matrice \mathbf{X} (-)
\mathbf{x}	=	generico vettore riga della matrice \mathbf{X} (-)
\mathbf{x}_{new}	=	vettore degli indici di tessitura proiettato nel modello joint-Y-PLS (-)
\mathbf{X}	=	matrice degli indici di tessitura arrangiati con lo srotolamento ibrido (-)
$\underline{\mathbf{X}}$	=	matrice tridimensionale degli indici di tessitura delle miscele (-)
\mathbf{X}'	=	matrice bidimensionale degli indici di tessitura srotolata nel senso delle miscele (-)
y	=	generica coordinata verticale (-) o generico componente di miscela (g/g)
\mathbf{y}	=	generico vettore riga della matrice \mathbf{Y}'' (g/g)
\mathbf{y}_{new}	=	vettore della composizione granulometrica calcolato dal \mathbf{x}_{new} proiettato nel joint-Y-PLS (g/g)
\mathbf{y}_{n_i}	=	distribuzioni granulometriche riferite ad una generica miscela (g/g)
\mathbf{Y}	=	matrice delle frazioni granulometriche ponderali (g/g)
\mathbf{Y}''	=	matrice delle distribuzioni granulometriche ponderali arrangiata (-)
Z	=	generico parametro "importante" (-)

Lettere greche

μ	=	media del intensità di luce di un'immagine (-)
σ	=	deviazione standard (-)
ψ	=	funzione <i>wavelet</i> madre (-)
ϕ	=	funzione di scala nell'analisi <i>wavelet</i> (-)
γ	=	passo di discretizzazione
β	=	vettore dei coefficienti di regressione del modello PLS (-)

β = generico parametro di regressione (-)

Acronimi

JY-PLS = proiezione joint -Y sulle strutture latenti (-)
MAE = media assoluta degli errori (g/g)
VIP = proiezione delle variabili importanti (-)
CWT = trasformata wavelet continua (-)
DoE = progettazione degli esperimenti (-)
DWT = trasformata wavelet discreta (-)
KSA = algoritmo di Kennard-Stone (-)
LV = variabili latenti (-)
PLS = proiezione su strutture latenti (-)
PSD = distribuzione granulometrica delle particelle (-)
SVA = sistema di visione artificiale (-)

Apici

T = trasposto (-)
^ = variabile predetta (-)
* = variabile complessa coniugata (-)
J = variabile congiunta (-)
I = riferito all'immagine digitalizzata (-)
- = variabile media (-)
mov = riferito al sistema in movimento (-)
st = riferito al sistema statico (-)

Introduzione

La necessità di monitorare e determinare in modo veloce ed efficiente le distribuzioni granulometriche ponderali in miscele granulari è sempre stata un punto chiave in vari campi industriali (ad esempio il farmaceutico, l'alimentare, minerario e metallurgico). Tra le varie tecniche utilizzate nel controllo di granulati, alcune di queste sono basate su metodiche statistiche multivariate e l'analisi d'immagine.

Queste tecniche sono particolarmente apprezzate in quanto non invasive, veloci e poco costose; inoltre risultano molto versatili a seconda dell'utilizzo.

Esistono diverse tecniche basate sull'analisi dell'immagine che non ricorrono all'individuazione delle singole particelle superficiali, ma sull'analisi della tessitura (Nalesso et al., 2015). Un'immagine digitale di materiali granulometrici è fortemente caratterizzata dalla tessitura. Mediante lo studio delle distribuzioni delle intensità di grigio/colore dei pixel è possibile studiare la variabilità dei livelli di luminosità (definiti anche in livelli di grigio o di colore a seconda dell'immagine, Bharati et al., 2004), i quali possono essere correlati alle proprietà superficiali del granulato quali le dimensioni, la lucentezza, ma anche alla composizione chimica o minerale (Haralick et al., 1973).

Facco et al. (2017) ha sviluppato una metodologia di analisi di immagine che utilizza tecniche di estrazione degli indici di tessitura da immagini decomposte tramite *wavelet* (Addison, 2002), al fine di predire, tramite modelli di regressione sulle strutture latenti PLS, le distribuzioni granulometriche ponderali (PSD) su miscele di granulati in sistemi dove il materiale granulare è immobile. Lo scopo di questa Tesi è valutare la possibilità di estendere questa metodologia anche in sistemi in movimento come nastri trasportatori mediante la medesima tecnica, valutando il minimo numero di fotogrammi e miscele per ottenere prestazioni soddisfacenti.

Vengono inoltre studiate le problematiche relative al movimento di particelle (ad esempio segregazione e velocità), la stabilità parametrica del modello di regressione costruito per il sistema al variare del numero di fotogrammi e miscele di calibrazione, e l'eventuale trasferimento di questo modello dal sistema a particelle ferme al nuovo sistema a particelle in movimento.

La Tesi è organizzata in quattro capitoli. Il primo capitolo spiega nel dettaglio la metodologia utilizzata in Facco et al. (2017) e i concetti teorici ad esso associati: la progettazione degli esperimenti, l'analisi d'immagine mediante la decomposizione *wavelet* e la costruzione dei modelli di regressione basati sulla proiezione su strutture latenti (PLS). Il secondo capitolo si concentra sulla descrizione dell'apparato sperimentale e di come le miscele granulometriche vengono preparate per la sperimentazione. Il terzo Capitolo descrive i risultati ottenuti con il nuovo approccio dell'analisi

mediante l'acquisizione delle immagini in un sistema in movimento; vengono studiate le possibili problematiche del sistema, come miscele segregate e velocità maggiori; si conclude con un'analisi sulla sensitività parametrica del modello PLS utilizzato al fine di valutare quali indici di tessitura siano i più importanti nell'analisi e come questi siano correlati alle immagini analizzate. Il quarto e ultimo capitolo mostra un primo approccio al trasferimento del modello dal sistema statico (a particelle ferme) al sistema in movimento (con le particelle in movimento), con risultati insoddisfacenti sulle prestazioni complessive.

Capitolo 1

Analisi di tessitura con metodi statistici multivariati

In questo Capitolo vengono descritte le tecniche matematiche per la calibrazione di un sistema di visione artificiale che, mediante analisi d'immagine multirisoluzione e multivariata, riesce a fare la stima in tempo reale della distribuzione granulometrica delle particelle di un granulato in movimento su nastro trasportatore.

Il Capitolo comincia con una descrizione della procedura utilizzata nella Tesi per l'analisi delle immagini. Poi si procede con alcuni cenni sulla progettazione degli esperimenti (*desing of experiment*, DoE) e, in particolare, sul metodo di *Kennard-Stone*. Di seguito viene presentata la decomposizione multirisoluzione mediante *wavelet*, utilizzata per estrarre gli indici di tessitura sulle diverse scale di risoluzione. Infine si riporta la teoria sul metodo correlativo di regressione multivariata della proiezione su strutture latenti, con una breve descrizione sullo studio dell'importanza delle variabili e sul trasferimento di modelli.

1.1 Predire distribuzioni granulometriche mediante l'analisi d'immagine

Attraverso l'analisi multivariata e multirisoluzione d'immagine è possibile costruire un sistema di visione artificiale (SVA) per la stima delle distribuzioni granulometriche ponderali cumulate di miscele (*particle size distributions*, PSD). Questa procedura è divisa in due parti (Figura 1.1).

La prima consiste nella preparazione delle miscele da analizzare, selezionate mediante le procedure di progettazione degli esperimenti, e nella acquisizione di immagini, tramite fotocamere digitali, delle miscele.

La seconda fase consiste nella progettazione del sistema di visione artificiale, con un algoritmo in grado di estrarre informazioni dalle immagini mediante un'analisi multivariata e multirisoluzione. Questo è composto da: un trattamento preliminare delle immagini acquisite, l'estrazione degli indici di tessitura mediante analisi d'immagine multirisoluzione, l'arrangiamento di dati estratti per considerare gli effetti fra di essi e tra le miscele ed una stima delle frazioni ponderali tramite la creazione di un modello multivariato.

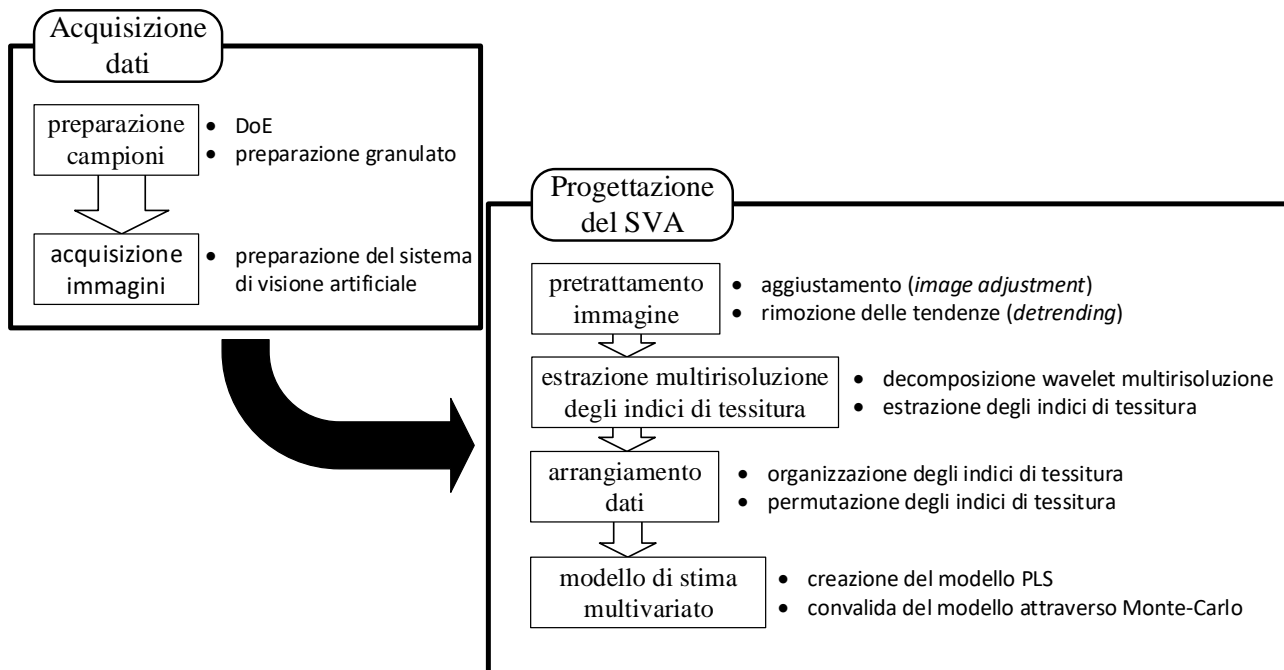


Figura 1.1. Schematica rappresentazione del metodo utilizzato attraverso il sistema di visione artificiale SVA per la stima delle frazioni ponderali granulometriche.

1.2 Progettazione degli esperimenti

La progettazione degli esperimenti (*Desing of Experiments*, DoE) è una disciplina che si occupa di progettare e pianificare una campagna sperimentale, al fine di effettuare un numero ottimale (cioè quanto ridotto possibile) di esperimenti, limitando i costi complessivi in termini di tempo, materiali richiesti, ecc... (Montgomery, 2009).

Per esplorare in modo uniforme uno spazio sperimentale, una delle tecniche più comuni è la *progettazione a riempimento spaziale* (*space filling desing*). Questa valuta i possibili candidati all'interno di uno spazio di sperimentazione in modo da distanziare in maniera uniforme i punti rappresentativi selezionati.

Nel caso specifico della progettazione di miscele, i fattori considerati nello spazio sperimentale sono le concentrazioni dei componenti che le costituiscono. Ad esempio, per la progettazione di miscele a 4 componenti si utilizza un sistema con coordinate tetraedriche dove i vertici corrispondono al componente puro, gli spigoli alle miscele binarie, le facce alle miscele di 3 componenti e il volume interno alle possibili combinazioni di miscele a 4 componenti.

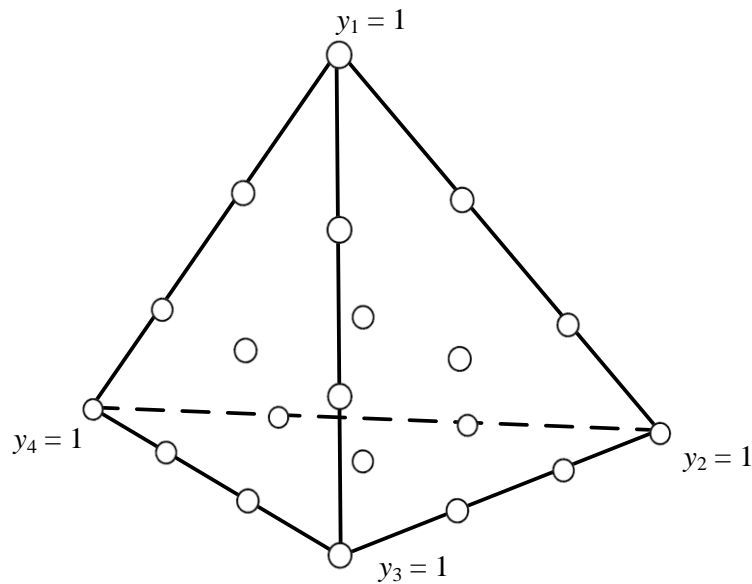


Figura 1.2. Esempio di progettazione della griglia di semplice di quattro componenti equidistanti, con un passo di discretizzazione di 0.33.

Il numero di tutti i punti P possibili all'interno dello spazio sperimentale di miscele viene definito attraverso la progettazione della griglia di semplice (*simplex lattice design*, Montgomery, 2009) ed è definito:

$$P = \frac{(V + \gamma - 1)!}{\gamma!(V - 1)!}, \quad (1.1)$$

con V componenti della miscela, distanti di un passo di discretizzazione γ tra loro.

1.2.1 Metodo di Kennard-Stone

Al fine di contenere il numero di esperimenti da effettuare per l'analisi, esistono diverse metodologie DoE per selezione dei campioni più rappresentativi dello spazio sperimentale. Una di queste tecniche è l'algoritmo di *Kennard-Stone* (KSA, *kennard-stone algorithm*).

Il KSA (Kennard et al., 1969) è un algoritmo sequenziale per la selezione degli esperimenti in un determinato spazio sperimentale costituito di possibili candidati, dove ad ogni passaggio lo spazio di sperimentazione viene coperto in maniera uniforme, tenendo conto dei limiti fisici e pratici del sistema in esame.

La selezione dei punti sperimentali parte da uno spazio p -dimensionale di un numero P di candidati, con lo scopo di selezionarne un numero $N < P$ coprendo in maniera uniforme il dominio sperimentale. La procedura generale per la selezione dei candidati è basata sulla distanza euclidea tra i vari punti. Da un punto di vista matematico la distanza quadratica tra due generici punti \mathbf{y}_{n_i} e \mathbf{y}_{n_j} è definita come:

$$D_{n_i, n_j}^2 = \|\mathbf{y}_{n_i} - \mathbf{y}_{n_j}\|^2, \quad (1.2)$$

L'algoritmo comincia con l'individualizzazione dei due punti più lontani nello spazio sperimentale (in termini di distanza euclidea), quindi i più dissimili dal punto di vista sperimentale. La selezione prosegue con lo stesso criterio di scelta tra i candidati rimanenti, scegliendo come nuovo punto sperimentale quello tra i candidati restanti considerando la massima distanza dai punti precedentemente selezionati. Questi punti saranno quindi uniformemente distribuiti all'interno dello spazio sperimentale.

1.3 L'analisi di immagine

L'immagine è la rappresentazione o riproduzione di un oggetto o una scena, reale o immaginaria, in una forma tale da poterla conservare. L'acquisizione di immagini è un processo che viene chiamato *imaging*; è un termine generale che comprende metodologie di ogni genere, dalla fotografia alla registrazione video con lo scopo di estrarre da queste proprietà oggettive attraverso una descrizione, o funzione, matematica (Tomba, 2009). Ovviamente è indispensabile disporre delle tecniche adeguate per poter estrarre le proprietà di interesse.

Un scena in scala di grigio (bidimensionale) è caratterizzata da una coordinata orizzontale $x \in \mathfrak{R}$, definita in un intervallo $[0, a]$, ed da una coordinata verticale $y \in \mathfrak{R}$, definita in un intervallo $[0, b]$. I valori di a e b possono essere molto differenti. In ogni punto (x, y) all'interno del dominio della scena, definito tra $[0, a] \times [0, b]$, è definita una funzione $f(x, y)$ che descrive l'intensità (definita in livelli di grigio) associata al determinato punto.

Questa funzione però risulta molto complessa, soprattutto per scene elaborate e non banali, e questo rende la rappresentazione matematica non facile da interpretare; per questa ragione vengono trasformate, o semplificate, attraverso un processo detto *digitalizzazione*.

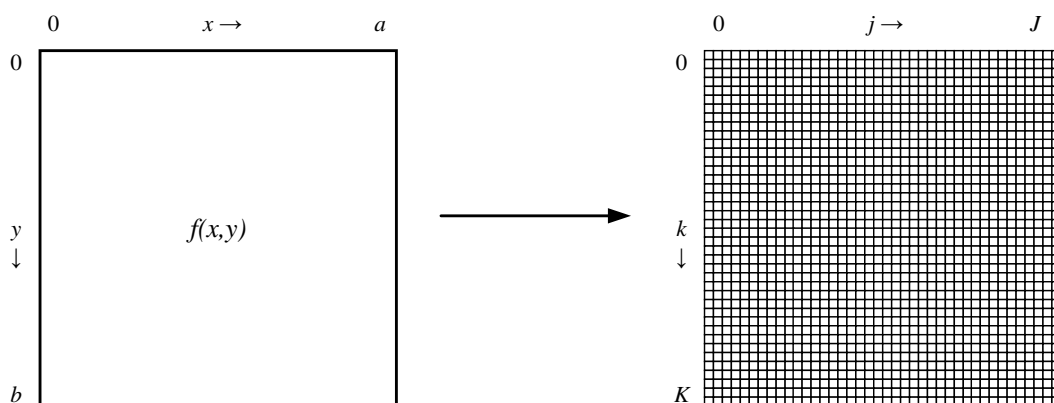


Figura 1.3. Processo di digitalizzazione di un'immagine da un intervallo continuo a quello discretizzato nel nuovo dominio.

Gli intervalli x e y sono quindi discretizzati: l'intervallo delle ascisse si trasforma in $j = 1, 2, 3, \dots, J$ mentre quello delle ordinate diventa $k = 1, 2, 3, \dots, K$. Ne risulta che la funzione $f(x, y)$ diventa $g(j, k)$ dove g descrive l'intensità mediata alla posizione (j, k) .

La Figura 1.3 mostra come questo procedimento trasforma la scena iniziale in un'immagine composta da un insieme ordinato di piccoli quadratini chiamati *pixel* (il numero di questi ultimi dipende dalla discretizzazione effettuata).

1.3.1 Pixel e Risoluzione

Nelle immagini discrete, i tipici valori di J e K vanno da un minimo di 256 e 512, fino a valori di 1024, 2048, 4096 fino ad arrivare a 7680 utilizzato per l'ultra alta definizione; si usano sempre potenze di 2 (si configurano bene con la memoria del calcolatore). Questi due "limiti" possono assumere qualunque valore; valori troppo piccoli di J e K comporterebbero una risoluzione eccessivamente bassa portando ad una difficile interpretazione dell'immagine e quindi all'impossibilità di distinguere oggetti o scene. Questo accade ad esempio quando $J = K = 32$ o $J = K = 64$, indipendentemente dalla scena o oggetto che si sta raffigurando. Ci sono però anche alcuni oggetti che, nonostante la bassa scala di risoluzione, mantengono la riconoscibilità, e quindi la possibilità di estrazione delle proprietà.

Tutte le immagini discrete sono caratterizzate da una risoluzione spaziale limitata. Il vantaggio di questa proprietà intrinseca sta nella possibilità di immagazzinarle nel calcolatore senza la necessità di un elevato spazio nella memoria computazionale, questo dipende ovviamente dalla risoluzione adottata (e quindi dal numero di pixel) per le varie immagini (Tomba, 2009).

1.3.2 Analisi della tessitura

Molte informazioni sulle caratteristiche superficiali di un materiale possono essere contenute nell'immagine, analizzando caratteristiche quali colore, tessitura (*texture*) della scena rappresentata. In ogni immagine la tessitura è una funzione relazionata alla variazione spaziale di intensità di luce dei singoli *pixel* che la costituiscono, ed è proprio attraverso questa diversità che è possibile correlare diverse proprietà della scena come la distribuzione spaziale delle particelle o la rugosità di esse (Facco et al., 2011; Nalesso et al., 2015).

Attraverso consolidate tecniche di analisi della tessitura, le proprietà di un materiale possono essere spiegate mediante funzioni matematiche quali indici di tessitura (*textural indices*). Gli indici utilizzati

in questo studio sono indici statistici della distribuzione delle intensità di luce nell'immagine di un oggetto definita \mathbf{I} e sono:

1) la media:

$$\mu^{\mathbf{I}} = \frac{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K i_{j,k}}{J \cdot K} , \quad (1.3)$$

dove $i_{j,k}$ è l'elemento $[j,k]$ dell'Immagine digitalizzata \mathbf{I} ;

2) la deviazione standard:

$$\sigma^{\mathbf{I}} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (i_{j,k} - \mu^{\mathbf{I}})^2}{J \cdot K}} ; \quad (1.4)$$

3) l'entropia:

$$S^{\mathbf{I}} = -\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K P^{\mathbf{I}}(l) \cdot \log_2 [P^{\mathbf{I}}(l)] , \quad (1.5)$$

dove $P^{\mathbf{I}}(l)$ è la probabilità di trovare un *pixel* con intensità luminosa pari a l in \mathbf{I} ;

4) l'energia:

$$E^{\mathbf{I}} = \|\mathbf{I}\| ; \quad (1.6)$$

5) l'indice di asimmetria (*skewness*):

$$w^{\mathbf{I}} = \frac{M_3}{(\sigma^{\mathbf{I}})^3} ; \quad (1.7)$$

6) la curtosi (*kurtosis*):

$$h^{\mathbf{I}} = \frac{M_4}{(\sigma^{\mathbf{I}})^4} , \quad (1.8)$$

dove M_3 e M_4 sono rispettivamente il terzo e il quarto momento centrale di \mathbf{I} (Facco et al., 2017).

1.4 Decomposizione multirisoluzione mediante Wavelet

L'analisi *wavelet* è in grado di decomporre segnali che possono essere aperiodici, rumorosi, intermittenti o transienti su diverse scale di risoluzione in modo simile ad una trasformata di Fourier, ma mantenendo l'informazione spaziale. Per effettuare la *trasformata wavelet* viene utilizzata una *wavelet madre*, cioè una funzione $\psi(t)$ che viene convoluta con il segnale originale. Esistono varie tipologie di queste funzioni, la scelta su quale utilizzare dipende dalla natura del segnale e da cosa è

richiesto dall'analisi. Una delle *wavelet madre* utilizzate più comunemente è la cosiddetta “*wavelet a cappello messicano*”:

$$\psi(t) = (1-t^2)e^{-t^2/2} \quad . \quad (1.9)$$

In sostanza, le trasformate *wavelet* permettono di rappresentare segnali su diverse scale di risoluzione e in diversi punti, attraverso due parametri: il parametro di dilatazione a ed il parametro di locazione o posizione b ; permettendogli quindi di essere traslate e stirate in vari punti del segnale. La trasformata *wavelet* quantifica la correlazione tra la funzione *wavelet* e il segnale. Più questa correlazione è elevata, cioè più la funzione è sovrapponibile al segnale originale, più elevato sarà il valore della trasformata associata; meno la funzione si sovrappone al segnale, più basso sarà il valore della trasformata.

In termini matematici, la *trasformata wavelet* per un segnale continuo $x(t)$ in rispetto alla funzione *wavelet* è così definita:

$$T(a,b) = w(a) \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad , \quad (1.10)$$

dove $w(a)$ è la funzione peso. L'asterisco indica la complessa coniugata della funzione *wavelet* usata nella trasformazione (Addison, 2002). L'equazione (1.10) mostra la trasformata *wavelet continua* (*continue wavelet transform*, CWT). Invertendo l'operazione di trasformata è possibile ricostruire il segnale di partenza integrando su tutte le scale a e le posizioni b . Questa ricostruzione è possibile anche attraverso la somma di *wavelet discrete*, operando quindi la trasformata su segnali discreti come le immagini.

In questa Tesi la trasformata *wavelet* viene utilizzata nel l'analisi d'immagine per l'estrazione degli indici di tessitura a diverse risoluzioni (Facco et al., 2017).

1.4.1 Trasformata wavelet discreta

Le *wavelet discrete* sono ottenute considerando dei valori discreti dei parametri a e b , al posto dei rispettivi valori continui. Attraverso questa discretizzazione la *wavelet* si presenta nella forma:

$$\psi_{m,n} = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi \left(\frac{t - n \cdot b_0 \cdot a_0^m}{a_0^m} \right) \quad , \quad (1.11)$$

dove m e n sono due numeri interi che controllano rispettivamente la dilatazione e traslazione discrete in ψ ; a_0 e b_0 vengono scelti comunemente 2 e 1 rispettivamente; Questo viene fatto per discretizzare in maniera più semplice ed efficiente formando così una griglia detta *diadica*. Attraverso questo tipo di griglia è possibile costruire una base di *wavelets* ortonormali:

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) . \quad (1.12)$$

Utilizzando le *wavelet* definite in questo modo, la trasformata *wavelet discreta* (*discrete wavelet transform*, DWT) che si ottiene è:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi_{m,n}(t) dt . \quad (1.13)$$

Scegliendo una base *wavelet* ortonormale è possibile ricostruire il segnale originale semplicemente invertendo il processo:

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) . \quad (1.14)$$

Le *wavelet* diadiche costruite in (1.11) sono associate ad una funzione di scala ed alla equazione di dilatazione. Le funzioni di scala hanno la stessa forma delle *wavelet* e sono associate allo smorzamento del segnale. Inoltre sono ortogonali alle proprie traslazioni ma non alle dilatazioni.

Le funzioni di scala, definite con $\phi_{m,n}$, vengono calcolate in modo analogo alle *wavelet* base ortonormali $\psi_{m,n}$ (definite quindi con (1.11) con le dovute sostituzioni). La funzione di scala può essere convoluta con il segnale per produrre il coefficiente di approssimazione definito:

$$S_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \phi_{m,n}(t) dt . \quad (1.15)$$

I coefficienti di approssimazione sono le medie pesate del segnale continuo fattorizzate con $2^{m/2}$, inoltre ad una specifica scala m rappresentano le approssimazioni discrete del segnale nella medesima scala.

È possibile ottenere un'approssimazione continua del segnale alla scala m attraverso la seguente sommatoria:

$$x_m(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} S_{m,n} \phi_{m,n}(t) , \quad (1.16)$$

dove $x_m(t)$ è la versione “smussata” del segnale originale $x(t)$ alla scala m . L'approssimazione si avvicina alla forma del segnale per un valore di $m \rightarrow -\infty$. Possiamo quindi rappresentare il segnale $x(t)$ combinando le due serie, usando quindi il coefficiente di approssimazione e la *wavelet*, definita anche come coefficiente di dettaglio:

$$x(t) = \sum S_{m_0,n} \phi_{m_0,n}(t) + \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad . \quad (1.17)$$

Da questa equazione si vede come il segnale originale continuo è espresso come la combinazione della propria approssimazione, il segnale a risoluzione inferiore, ad una arbitraria approssimazione m_0 , a cui viene sommata la successione dei dettagli del segnale, dalla scala m_0 fino ad arrivare all'infinito negativo.

Il dettaglio alla scala m può essere scritto con:

$$d_m(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad , \quad (1.18)$$

il quale contiene la parte del segnale a frequenze più elevate e permette di scrivere l'equazione:

$$x_{m-1}(t) = x_m(t) + d_m(t) \quad . \quad (1.19)$$

Attraverso (1.19) si vede come aggiungendo il dettaglio al segnale x_m si ottiene il segnale ad una risoluzione maggiore.

Inoltre la funzione di scala $\phi(t)$ può essere descritta nella forma contratta e traslata di sé stessa attraverso il coefficiente di scala c_k :

$$\phi(t) = \sum_k c_k \phi(2t - k) \quad , \quad (1.20)$$

dove $\phi(2t-k)$ rappresenta la versione contratta e traslata di ϕ lungo l'asse temporale (o spaziale) attraverso l'intero k . Lo stesso coefficiente è utilizzato al contrario per legare la funzione di scala alla rispettiva *wavelet madre* attraverso:

$$\psi(t) = \sum_k (-1)^k c_{1-k} \phi(2t - k) \quad . \quad (1.21)$$

Questa costruzione assicura che la *wavelet* e le sue corrispettive funzioni di scala siano ortogonali. Spesso i coefficienti riconfigurati vengono rappresentati in modo più compatto ponendo $b_k = (-1)^k c_{1-k}$, trasformando le equazioni (1.20) e (1.21) in:

$$\phi_{m+1,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_k \phi_{m,2n+k}(t) \quad , \quad (1.22)$$

$$\psi_{m+1,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k b_k \phi_{m,2n+k}(t) \quad . \quad (1.23)$$

Da queste equazioni trasformate si nota come la funzione di scala e le *wavelet* ad una arbitraria scala $m+1$ sono composte dalla sequenza delle funzioni scala traslate alle scale più piccole moltiplicate per i rispettivi coefficienti di scala. Questo approccio è chiamato *rappresentazione multi-risoluzione* e consente di calcolare i coefficienti di approssimazione e i dettagli del segnale semplicemente

sostituendo le due equazioni dei coefficienti nelle equazioni dei dettagli e delle approssimazioni ottenendo così:

$$T_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k b_{k-2n} S_{m,k} \quad , \quad (1.24)$$

$$S_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_{k-2n} S_{m,k} \quad . \quad (1.25)$$

Attraverso (1.24) e (1.25) è possibile generare l'approssimazione ed il dettaglio a tutte le scale maggiori di m_0 (consentite dalla sua dimensione), senza la necessità di conoscere il segnale originale, ma avendo una sua approssimazione. Queste equazioni definiscono il *algoritmo di decomposizione multi-risoluzione*. L'algoritmo è applicabile in questa forma anche ai segnali discreti, come ad esempio le immagini.

Inoltre, iterando le equazioni (1.24) e (1.25) si applicano rispettivamente un filtraggio “passa-basso” e un filtraggio “passa-alto” dei segnali in ingresso. I vettori che contengono la sequenza $(1/2)c_k$ e $(1/2)b_k$ rappresentano appunto questi filtri. Il primo è il filtro passa-basso e lascia passare soltanto le frequenze basse del segnale, fornendone una versione smussata (meno rumorosa), il secondo invece è il filtro passa alto e lascia passare le frequenze più alte del segnale risaltandone i dettagli.

Questi passaggi possono essere anche percorsi al contrario ricostruendo quindi il segnale originale (parzialmente o solo su alcune scale) partendo dai coefficienti di approssimazione e di dettaglio (Addison, 2002).

1.4.2 Analisi Wavelet applicata alle immagini

Il capitolo precedente considera i segnali unidimensionali (Tomba, 2009). Questa metodologia può essere applicata anche a segnali bidimensionali, come superfici o immagini, utilizzando il medesimo algoritmo, applicando tuttavia delle modifiche per poter gestire le due dimensioni.

Usando una DWT bidimensionale, un'immagine viene processata attraverso dei filtri passa-alto e passa-basso con i quali vengono ricavati i dettagli e le approssimazioni del segnale originale. Questo processo avviene per mezzo di una convoluzione del segnale originale mediante basi ortonormali rappresentate da una versione traslata e spostata della funzione *wavelet* $\psi(t)$ assegnata.

La Figura 1.4 mostra il procedimento della convulsione dell'immagine attraverso la DWT.

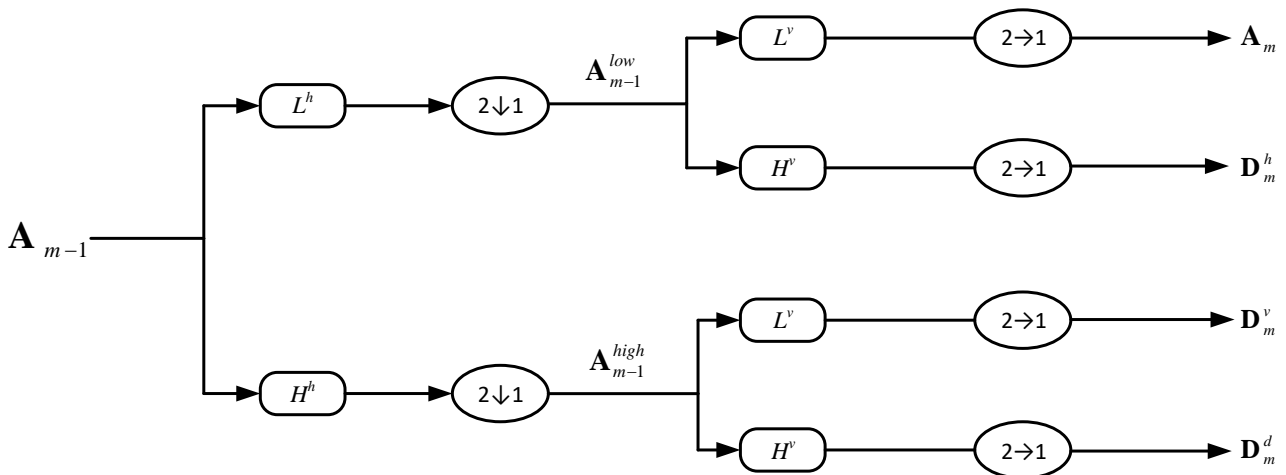


Figura 1.4. Procedura di filtraggio a cascata di una generica immagine A_{m-1} ad una scala m mediante l'applicazione di filtri passa-alto e passa-basso (orizzontale e verticale).

La procedura è suddivisa in una serie di passaggi. In primo luogo l'immagine viene lavorata attraverso due tipi di filtro, il filtro orizzontale passo-basso (L^h) ed il filtro orizzontale passo-alto (H^h), dove le righe della matrice immagine vengono filtrate. Per ogni *pixel* è calcolato un coefficiente *wavelet* seguito da un ricampionamento (*downsampling diadico*) su entrambe le immagini filtrate nel senso delle colonne, questo si traduce in un procedimento che scarta una colonna su due della matrice di partenza. Si creano quindi due nuove immagini A_{m-1}^{low} e A_{m-1}^{high} dove la dimensione delle colonne è la metà dell'immagine originale. Segue un ulteriore filtraggio attraverso i medesimi filtri già citati, questa volta però agendo sulle righe, operando quindi un filtraggio verticale mediante L^v e H^v .

Quello che si ottiene ad ogni scala di risoluzione sono 4 immagini (A_m , D_m^h , D_m^v , D_m^d) in cui il numero delle righe e delle colonne risulta la metà della matrice/immagine originale (Addison, 2002; Facco et al., 2010).

L'immagine A_m che risulta dal doppio filtraggio a passo-basso rappresenta l'approssimazione della matrice immagine A_{m-1} alla scala m e contiene le informazioni a bassa frequenza delle immagini originali. Quelle ad alta frequenza sono invece le 3 immagini rimanenti, e vengono definite dettagli; queste rappresentano scene fortemente direzionate in un verso (orizzontale, verticale e diagonale).

Questo algoritmo può essere ripetuto per diverse scale di risoluzione (al limite fino a che l'immagine originale si riduca ad un unico pixel), utilizzando per la convoluzione l'ultima approssimazione ottenuta.

1.5 La proiezione su strutture latenti

La proiezione su strutture latenti (*partial least square method*, PLS, Wise et al., 1996) è un metodo statistico multivariato di regressione. PLS viene utilizzata per correlare due matrici di dati, con lo scopo di creare un modello di predizione ed è molto utilizzato nella chemiometria e nel controllo statistico di processo.

In questa Tesi, la PLS viene usata per estrarre la relazione, definita interna, tra una matrice di variabili indipendenti \mathbf{X} (costituite dagli indici di tessitura estratti dalle immagini) ed una matrice di variabili dipendenti \mathbf{Y}'' (costituite dalle distribuzioni granulometriche ponderali cumulate $V-1$, *particle size distribution*, PSD) in modo da costruire un modello che noti i valori dei predittori (le variabili indipendenti), stimi le variabili dipendenti.

Una delle caratteristiche peculiari del modello PLS è che esso è in grado di trattare un elevato numero di dati altamente correlati, sia per quanto riguarda i predittori che per le variabili predette. Il modello identifica i fattori che catturano la maggior parte della varianza dei dati (chiamate variabili latenti, LV) e al contempo correla i predittori con le variabili predette massimizzando la covarianza tra \mathbf{X} e \mathbf{Y}'' .

Riferendoci ora alle matrici \mathbf{X} e \mathbf{Y}'' , già scalate e centrate sulla media, queste vengono scomposte in:

$$\mathbf{X} = \mathbf{T} \cdot \mathbf{P}^T + \mathbf{E} = \sum_{l=1}^L \mathbf{t}_l \cdot \mathbf{p}_l^T + \mathbf{E} \quad , \quad (1.26)$$

$$\mathbf{Y}'' = \mathbf{U} \cdot \mathbf{Q}^T + \mathbf{F} = \sum_{l=1}^L \mathbf{u}_l \cdot \mathbf{q}_l^T + \mathbf{F} \quad . \quad (1.27)$$

I vettori colonna \mathbf{t}_l e \mathbf{u}_l , raggruppati all'interno delle matrici \mathbf{T} e \mathbf{U} , rispettivamente, sono chiamati *score* e indicano la relazione tra i differenti campioni. Sono calcolati dai dati per ogni variabile latente LV ($l = 1, 2, 3, \dots, L$), in modo che la combinazione lineare delle variabili \mathbf{X} e la combinazione lineare delle variabili \mathbf{Y}'' massimizzino la covarianza spiegata tra le due per ogni variabile latente. I vettori colonna \mathbf{p}_l e \mathbf{q}_l , raggruppati all'interno delle matrici \mathbf{P} e \mathbf{Q} rispettivamente, sono chiamati *loadings* e sono autovettori della matrice di covarianza, i quali contengono le informazioni di come le variabili siano correlate tra di loro. \mathbf{E} ed \mathbf{F} rappresentano le matrici dei residui rispettivamente dei predittori e delle variabili predette.

La PLS correla la matrice \mathbf{X} con la matrice \mathbf{Y}'' attraverso una relazione lineare interna che definisce la predizione \hat{y}_i da un qualsivoglia vettore riga \mathbf{x}_i di predittori:

$$\hat{\mathbf{y}}_i = \frac{\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{W}}{\mathbf{P}^T \cdot \mathbf{W}} \mathbf{Q}^T \quad (1.28)$$

La relazione interna è il modello di regressione lineare di equazione (1.28) e definisce il vettore dei coefficienti di regressione β_l :

$$\beta_l = \frac{\mathbf{Q}^T \cdot \mathbf{W}}{\mathbf{P}^T \cdot \mathbf{W}} \quad (1.29)$$

dove \mathbf{W} è la matrice dei pesi, composta da i vettori \mathbf{w}_l i quali servono a mantenere gli *scores* ortogonali.

Esistono diversi algoritmi per calcolare i parametri del modello PLS, uno dei più utilizzati è l'algoritmo noto con il nome NIPALS (*Non-iterative Partial Least Square*, Geladi et al., 1986), il quale calcola in maniera sequenziale gli *scores*, i *loadings*, i coefficienti di regressione e i vettori \mathbf{w}_l .

1.5.1 Importanza delle variabili nella proiezione

Nelle stime delle distribuzioni granulometriche ponderali cumulate, può risultare importante monitorare le variabili utilizzate per la costruzione del modello PLS. Nel caso specifico, queste variabili sono rappresentate dagli indici di tessitura estratti dalle immagini.

Può succedere che si riscontrino cali di prestazione a causa di alcune variabili, soprattutto quando è presente multicollinearità tra di esse. Diventa quindi importante sapere quali sono le variabili più "importanti" e come queste evolvano nella costruzione del modello PLS al variare di determinate condizioni. Questa selezione è fatta con una metodologia basata sulla determinazione dell'importanza della variabile nella proiezione (*variable importance in the projection*, VIP, Mehmood et al., 2012; Gosselin et al., 2009), dove la b -esima variabile viene identificata:

$$\text{VIP}_b = \sqrt{B \sum_{l=1}^L \left([(\mathbf{q}_l^2 \mathbf{t}_l^T \mathbf{t}_l \cdot \left(\frac{\mathbf{w}_{l,b}}{\|\mathbf{w}_l\|^2} \right))] \right) / \sum_{l=1}^L (\mathbf{q}_l^2 \mathbf{t}_l^T \mathbf{t}_l)} \quad (1.30)$$

con $l = 1, 2, 3, \dots, L$, B è il numero degli indici di tessitura, $\mathbf{w}_{l,b}$ è il peso dei *loading* del b -esimo indice alla l -esima LV, $\mathbf{t}_l, \mathbf{w}_l$ e \mathbf{q}_l sono rispettivamente i vettori colonna l delle matrici \mathbf{T} , \mathbf{W} , e \mathbf{Q} . L'equazione (1.30) identifica le variabili più importanti mediante la regola del maggiore di 1.

1.5.2 Trasferimento di modello mediante joint-Y PLS

Quando si ha necessità calibrare un nuovo sistema, soprattutto nelle fasi iniziali di analisi, si dispone di un quantitativo limitato di dati che spesso risulta insufficiente per costruire modelli di regressione adeguati e sufficienti per le analisi successive. Si può quindi pensare di utilizzare dati da sistemi simili, prestando attenzione alle differenze tra sistemi come una diversa scala, o diversa strumentazione. Ad esempio, si può pensare di costruire un modello PLS di un sistema in movimento fin dai primi istanti di funzionamento, a partire dalle informazioni ottenute dalla PLS di un sistema statico, dove si hanno molte più informazioni.

Tra i metodi più utilizzati nel trasferimento di modelli, quello utilizzato in questa Tesi è il *joint*-YPLS (JY-PLS, Munoz et al., 2005), basato sulle variabili latenti. Spesso utilizzato per problemi inerenti al trasferimento di prodotti (Facco et al., 2012), in questa Tesi viene utilizzato per costruire un modello PLS partendo dai dati ottenuti in Facco et al. (2017) in grado di identificare le granulometrie di un sistema in movimento.

Prima di descrivere la procedura del JY-PLS, viene mostrato come le variabili vengono classificate:

- le variabili in comune vengono identificate con le frazioni granulometriche del sistema fermo \mathbf{Y}^{st} e le frazioni granulometriche del sistema in movimento \mathbf{Y}^{mov} ;
- le altre variabili vengono invece identificate con \mathbf{X}^{st} e \mathbf{X}^{mov} , e corrispondono agli indici di tessitura calcolati nei due sistemi considerati.

Verificato che le \mathbf{Y}^{st} e \mathbf{Y}^{mov} abbiano la stessa correlazione, JY-PLS modella lo spazio delle variabili comuni unitamente allo spazio delle variabili non comuni, specifiche di ogni sistema, in questo modo le informazioni vengono trasferite tra \mathbf{X}^{st} e \mathbf{X}^{mov} mediante lo spazio latente comune. La tecnica JY-PLS di regressione alle variabili latenti modella la matrice \mathbf{Y}^J congiunta in:

$$\mathbf{Y}^J = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}^{st} \\ \mathbf{Y}^{mov} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}^{st} \\ \mathbf{T}^{mov} \end{bmatrix} (\mathbf{Q}^J)^T + \begin{bmatrix} \mathbf{E}^{J,st} \\ \mathbf{E}^{J,mov} \end{bmatrix}, \quad (1.31)$$

dove \mathbf{Q}^J è la matrice dei *loadings* congiunta definita mediante \mathbf{Q}^{st} e \mathbf{Q}^{mov} , e \mathbf{E}^J sono le matrici congiunte dei residui. Gli *scores* sono definiti attraverso:

$$\begin{aligned} \mathbf{T}^{st} &= \mathbf{X}^{st} \mathbf{W}^{*,st} \\ \mathbf{T}^{mov} &= \mathbf{X}^{mov} \mathbf{W}^{*,mov} \end{aligned}, \quad (1.32)$$

Dove $\mathbf{W}^{*,st}$ e $\mathbf{W}^{*,mov}$ sono i pesi calcolati nel modello JY-PLS attraverso la procedura proposta da Munoz et al. (2005). In Facco et al. (2012) è proposto un metodo per la proiezione di un campione del nuovo sistema nel modello JY-PLS, dove si predice lo *score* del nuovo campione \mathbf{x}_{new}^{mov} mediante:

$$\hat{\mathbf{t}}_{new}^{mov} = \mathbf{x}_{new}^{mov} \mathbf{W}^{*,mov}, \quad (1.33)$$

per ottenere la predizione $\hat{\mathbf{y}}_{new}^{mov}$

$$\hat{\mathbf{y}}_{new}^{mov} = \hat{\mathbf{t}}_{new}^{mov} (\mathbf{Q}^J)^T. \quad (1.34)$$

Ottenuta questa predizione è possibile valutare l'errore di stima della variabile predetta con il valore vero della stessa. Inizialmente il modello di regressione viene costruito soltanto utilizzando i dati disponibili dal sistema statico; quindi viene aggiornato mediante i dati del sistema in movimento valutando il nuovo errore sulla variabile predetta man mano che vengono aggiunti campioni dal sistema in movimento.

1.6 Sistema di visione artificiale

Dopo essere state acquisite le immagini delle miscele $\mathbf{I}_{n,r}$ ($n=1,2,\dots,N$; $r=1,2,\dots,R$), queste subiscono un processo di pretrattamento nel quale vengono normalizzate attraverso due procedure:

- l'aggiustamento del contrasto (*image adjustment*): una tecnica standard per migliorare il contrasto e compensare le differenze causate dalle condizioni del sistema di illuminazione;
- rimozione delle tendenze (*detrending*): ottenuto sottraendo la ricostruzione dell'immagine approssimata all'ottava scala di decomposizione *wavelet* mediante *coiflet 5*, per ridurre la disomogeneità superficiale e ombre della miscela (Addison, 2002; Friman et al., 2004).

Segue l'analisi multi-risoluzione della tessitura dove gli indici di tessitura vengono qui estratti dalle immagini pretrattate, mostrata in Figura 1.5.

Le fasi principali sono due:

- la decomposizione attraverso l'analisi *wavelet*: l'immagine viene scomposta secondo lo schema in Figura 1.3, creando così l'approssimazione ed i tre dettagli a $M=6$ diverse scale di risoluzione;
- estrazione degli indici di tessitura: gli indici statistici (media, deviazione standard, entropia, energia, indice di asimmetria e curtosi) vengono estratti dalla distribuzione dalla distribuzione delle intensità di luce di ciascuna delle immagini ottenute dalla decomposizione *wavelet*.

Per ogni immagine $\mathbf{I}_{n,r}$ vengono calcolati sei indici per ogni sotto-immagine ottenuta dalla decomposizione (6 indici \times 4 immagini decomposte = 24 indici di tessitura), il tutto ripetuto per ogni scala M (24 indici di tessitura \times 6 scale = 144 indici multiscala) ottenendo il vettore degli indici di tessitura riferiti alla miscela n e alla replica r , definito $\mathbf{x}_{n,r}$.

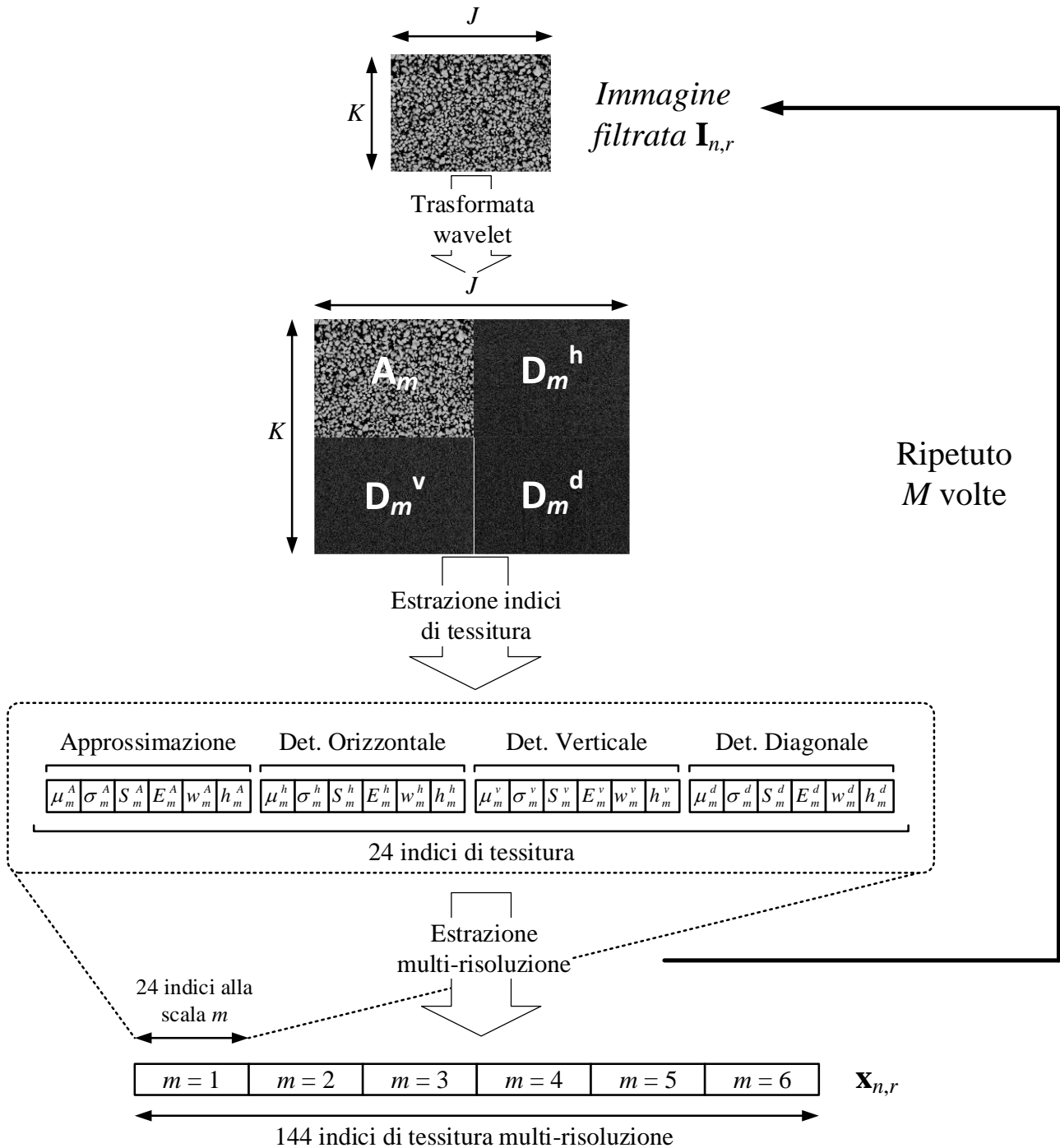


Figura 1.5. Schema dell'estrazione multi-risoluzione degli indici di tessitura da un'immagine trattata e decomposta mediante trasformata wavelet. M rappresenta il numero di scale di risoluzione adottato.

L'ultimo passaggio prima dell'analisi PLS è l'arrangiamento dei dati estratti dalle differenti immagini (Facco et al., 2017).

Per ogni miscela n , vengono acquisite R repliche d'immagine della stessa miscela, le quali sono ottenute filmando le miscele sul sistema in movimento e per questo differenti per la scena rappresentata, il mescolamento delle particelle, disomogeneità locali, ecc.... Quello che risulta è una

matrice tridimensionale $\underline{\mathbf{X}}$ degli indici di tessitura di N miscele e R repliche e viene organizzata secondo la Figura 1.6.

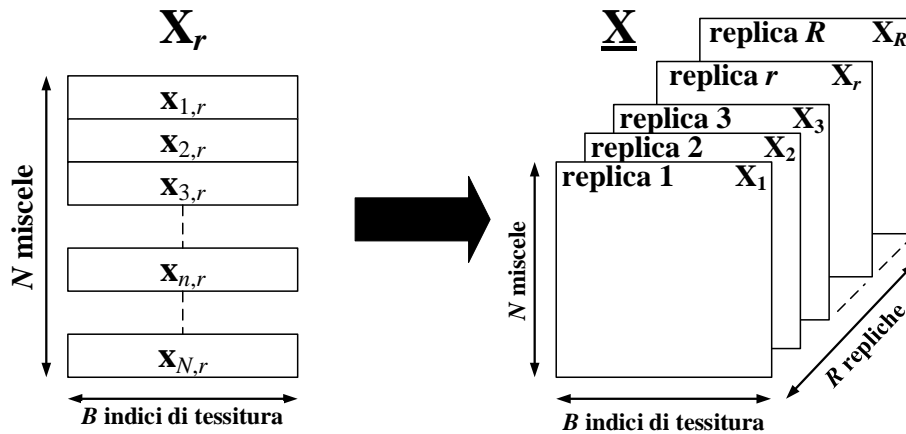


Figura 1.6. Arrangiamento degli indici di tessitura con le R repliche relative alle N miscele.

La matrice tridimensionale ottenuta da questo riordinamento $\underline{\mathbf{X}}$ [$N \times B \times R$] (con B rappresentativo dei 144 indici di tessitura multiscala) viene ulteriormente organizzata con uno “srotolamento” ibrido (*hybrid unfolding*, Facco et al., 2017).

La prima fase di questo arrangiamento è definito *srotolamento nel senso delle miscele (mixture-wise unfolding*, Wise et al., 1996) ed è mostrato in Figura 1.7.

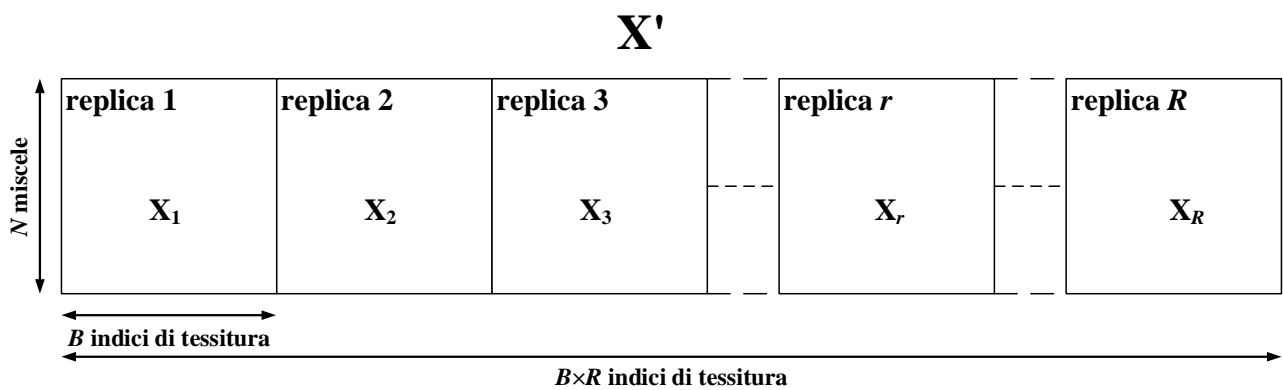


Figura 1.7. Srotolamento nella direzione delle miscele (*mixture-wise unfolding*).

La matrice \mathbf{X}' risultante permette di tenere in considerazione le correlazioni degli indici di tessitura a scale di risoluzione differenti tra le diverse repliche. Teoricamente, questi indici dovrebbero coincidere tra le differenti repliche per la stessa miscela; praticamente ciò non accade a causa di diversi fattori come la disomogeneità locale, la segregazione del materiale e le irregolarità superficiali delle particelle. Questo tipo di srotolamento non riesce ad aggirare questa problematica, per questo viene utilizzato un secondo arrangiamento dei dati per renderli indipendenti dall’ordine con la quale le repliche vengono raccolte in \mathbf{X}' .

La seconda fase concatena verticalmente la matrice \mathbf{X}' con le diverse realizzazioni della stessa ottenute permutando orizzontalmente l’ordine delle R repliche come mostrato in Figura 1.8.

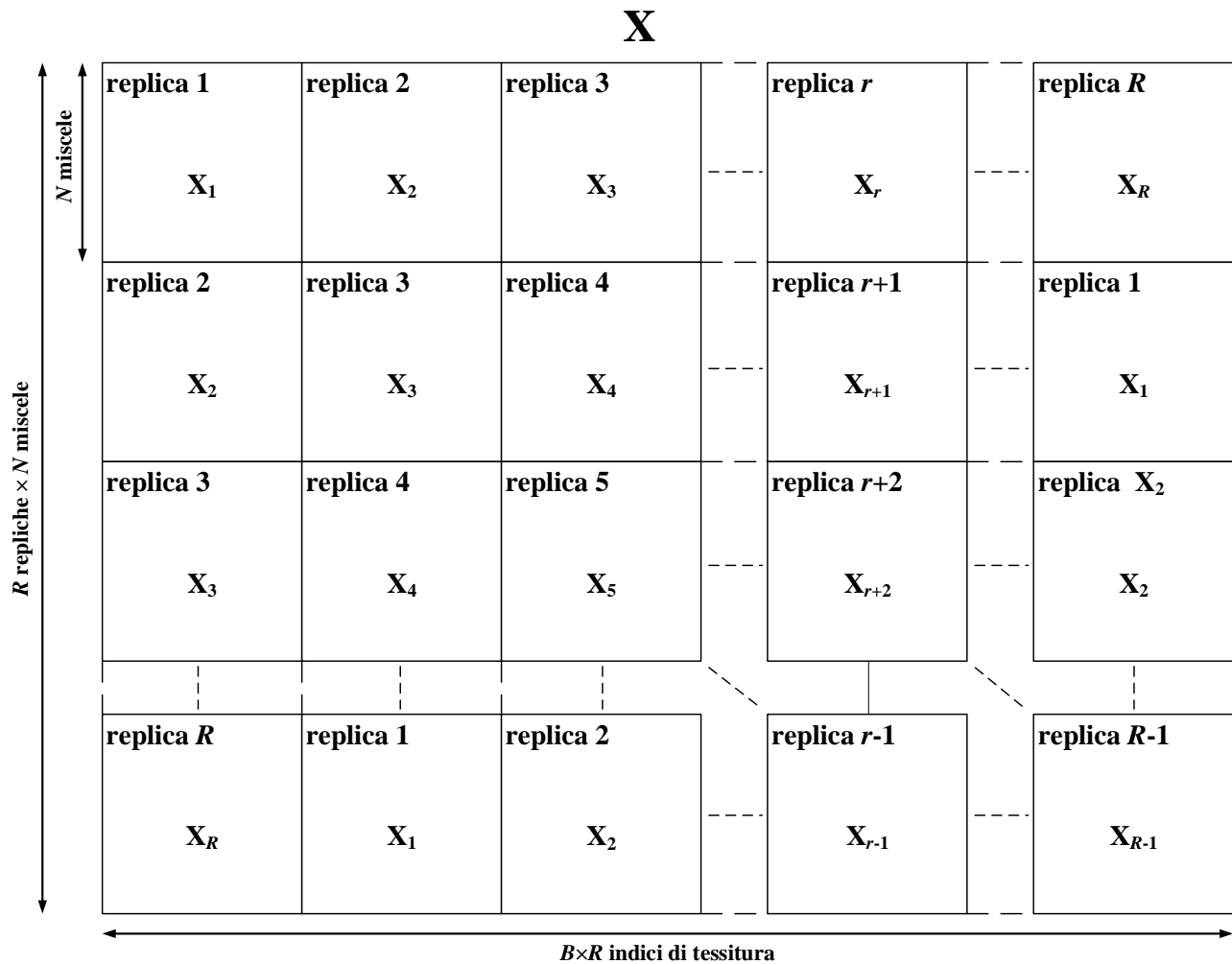


Figura 1.8. Srotolamento rispetto agli indici (permutazione degli indici delle repliche).

Viene così ottenuta la matrice \mathbf{X} [$NR \times BR$].

Lo srotolamento ibrido (*hybrid unfolding*) riesce a combinare i benefici di due tipi di srotolamento:

1. lo srotolamento nel senso delle miscele (*mixture-wise unfolding*) che tiene in considerazione:
 - le varianze e le covarianze incrociate per una singola immagine;
 - la covarianza tra differenti repliche della stessa miscela.
2. lo srotolamento nel senso degli indici (*index-wise unfolding*) che tiene in considerazione:
 - la relazione tra la media degli indici fra tutte le repliche;
 - la varianza e la covarianza incrociata tra gli indici di tessitura all'interno delle repliche (non tra repliche).

Questo srotolamento ibrido quindi permette di considerare contemporaneamente l'effetto dell'autocovarianza e della covarianza incrociata sia tra gli indici di tessitura di una stessa replica che tra le diverse repliche (Facco et al., 2017).

Con questa matrice \mathbf{X} viene quindi costruito il modello di stima attraverso l'analisi PLS, la quale è utilizzata per stimare \mathbf{Y}'' [$NR \times (V-1)$], definita come:

$$\mathbf{Y}'' = \begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \mathbf{Y} \\ \vdots \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} . \quad (1.35)$$

La matrice sopra contiene le ($V-I$) frazioni ponderali cumulative delle N miscele.

PLS consente di stimare le ($V-I$) frazioni ponderali granulometriche di una miscela da un largo insieme di variabili esplicative rappresentate dagli indici di tessitura sulle diverse scale.

Il modello è costruito e convalidato mediante la procedura Monte-Carlo:

1. i dati delle N miscele vengono divisi in due gruppi, uno per la calibrazione del modello composto da N_C miscele e uno per la convalida del modello composto da N_V miscele. La suddivisione nei due gruppi avviene in modo casuale. Il modello PLS è costruito su tutte le N_C miscele, ed è denominato PLS “globale”;
2. il vettore degli indici di tessitura di una delle N_V miscele di convalida, i -esima miscela, viene proiettata all'interno del PLS globale;
3. vengono selezionati gli N_S miscele vicine alla miscela proiettata (in termini di distanza euclidea nello spazio degli score del PLS globale). Le N_S miscele così selezionate sono simili, in termini di correlazione tra gli indici di tessitura, alla i -esima miscela, rendendole delle ottime candidate per la costruzione di un nuovo modello PLS; un modello PLS “locale”;
4. proiezione degli indici di tessitura della i -esima miscela nel nuovo modello PLS locale e stima delle frazioni ponderali del granulato che la costituiscono mediante l'equazione (1.28);
5. ripetizione dal punto 2 per tutte le N_V miscele di convalida.

Il tutto viene ripetuto N_{it} volte dal punto 1 cambiando in maniera casuale le miscele contenute in N_C e N_V . Dopo N_{it} iterazioni, vengono valutate le prestazioni totali in termini di errori sulle stime granulometriche.

Capitolo 2

Procedure di granulazione e strumentazione utilizzata

In questo Capitolo si presentano il sistema di acquisizione d'immagine, il sistema di trasporto utilizzato nella Tesi, la procedura di produzione e granulazione delle miscele e la loro preparazione tramite DoE. Inoltre, verrà discussa in modo critico la messa a punto del sistema sperimentale.

2.1 Sistema di acquisizione d'immagini

Il sistema di acquisizione d'immagini (Figura 2.1a) è composto da una telecamera digitale con interfaccia USB (mvBlueFox, Matrix Vision GmbH, Oppenweiler, Germania) e da un software proprietario (wxPropView) in grado di catturare sequenze di immagini. È stato scelto un obiettivo Fujinon con lunghezza focale 25mm e diaframma F 3.5. Il diaframma è stato usato alla massima apertura per catturare un'immagine più luminosa possibile durante l'acquisizione.

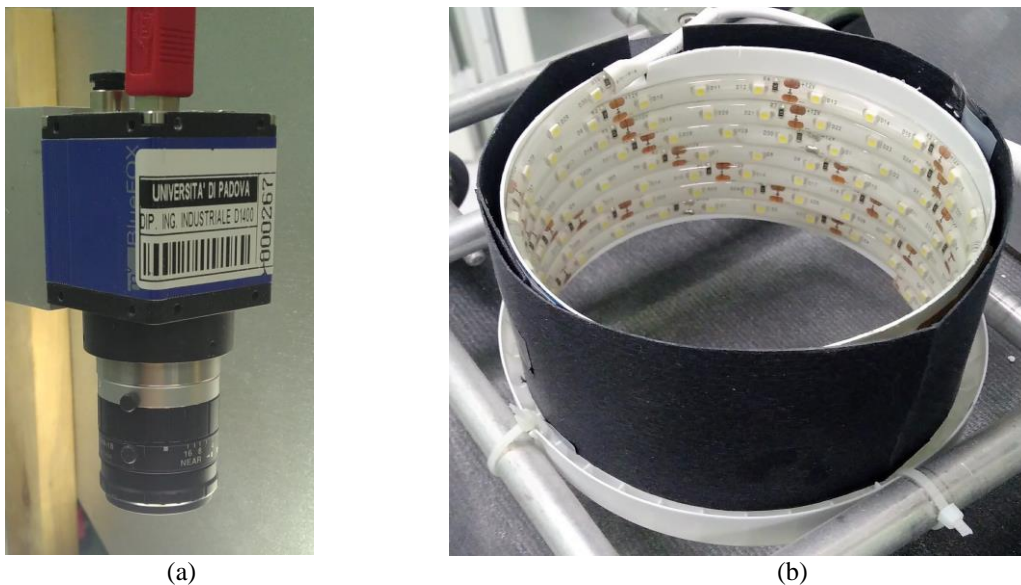


Figura 2.1. Sistema di visione artificiale: (a) telecamera digitale mvBlueFox, posizionata centralmente sopra il sistema di illuminazione a LED, mostrato in (b).

Il sistema di illuminazione è costituito un cilindro in plastica rivestito internamente da una striscia di 180 LED (con 4.8 Wat di potenza ciascuno) a luce bianca lunga 3 metri e schermati esternamente come mostrato in Figura 2.1b. Questo sistema è utilizzato per ottenere indipendenza dalla luce esterna, ed un sistema di illuminazione stabile ed efficiente.

2.2 Sistema sperimentale

Gli esperimenti sono stati eseguiti mediante il sistema mostrato in Figura 2.2a, il quale è costituito da:

- il sistema di visione artificiale descritto al paragrafo 2.1;
- una tramoggia a cuneo con la parete frontale verticale alta 3.85×10^3 mm ($4.95 \cdot 10^3$ mm con l'aggiunta dei sostegni regolabili), con un'area rettangolare di passaggio dello scarico pari a $3.37 \cdot 10^3$ mm² ($750 \text{ mm} \times 450 \text{ mm}$);
- un nastro trasportatore telato e antiscivolo di larghezza 250 mm e lunghezza 750 mm, mosso da due rulli azionati da un motore elettrico;
- il motore elettrico trifase (con caratteristiche 50 Hz, 0.37 KWat di potenza, C.A.T.I. S.p.A., Padova);
- un inverter per controllare la velocità di rotazione agendo sugli Hz per controllare la velocità dei rulli modificando la frequenza di rete (Micromaster 420, SIEMENS, GmbH, Manchester, Regno Unito).

La tramoggia in legno posta all'inizio della corsa del nastro sottostante è posizionata a circa 50 mm da esso mediante i sostegni regolabili. Questa viene caricata dall'alto con il granulato premiscelato, all'interno della quale subisce un ulteriore mescolamento al fine di ridurre il fenomeno della segregazione. Nello sversamento sul nastro trasportatore il granulato, che forma una striscia di materiale larga circa 110 mm ed alta circa 50 mm, passa al di sotto del sistema di illuminazione, posizionato a 350 mm sopra il nastro, ed alla telecamera digitale, posizionata perpendicolarmente a 315 mm sopra il nastro. La fotocamera esegue una raccolta delle immagini, definiti anche fotogrammi, con una frequenza di 10 immagini al secondo (*fps, frame per second*), ottenendo 100 immagini per ogni esperimento, richiedendo circa 20 secondi per l'acquisizione. Le immagini (circa 800 kilobyte ciascuna) sono state salvate in un comune calcolatore. Il materiale, una volta filmato, cade dal nastro, ed attraverso uno scivolo in legno, fornito di pareti laterali viene recuperato per la vagliatura.

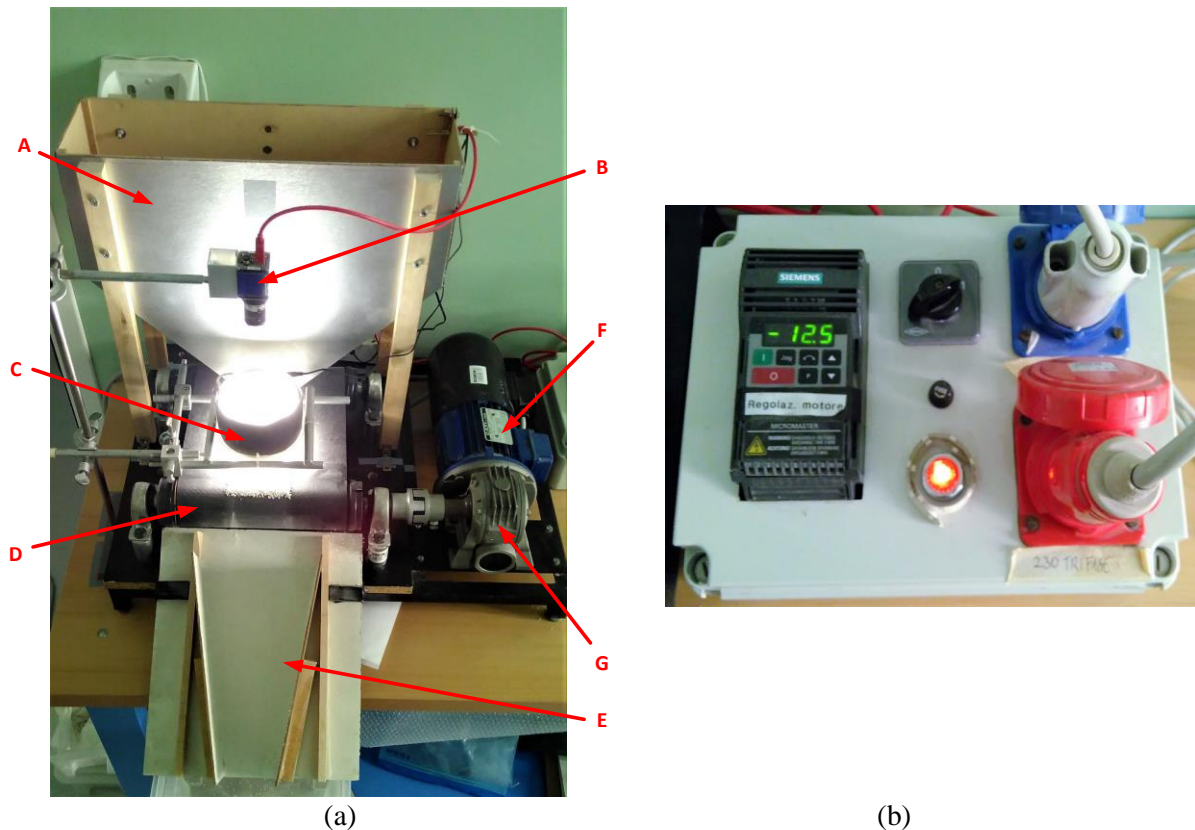


Figura 2.2. (a) Sistema sperimentale costituito da: (A) tramoggia con sostegni regolabili, (B) telecamera digitale mvBlueFox, (C) sistema di illuminazione a LED, (D) nastro trasportatore, (E) sistema a scivolo per il recupero del granulato, (F) motore elettrico trifase, (G) riduttore; (b) inverter.

Il processo di vagliatura viene eseguito ogni 4 acquisizioni mediante un vibrovaglio (AS 200 control g, Retsch, GmbH, Germania). Il granulato recuperato dal nastro (circa 400 grammi in totale) viene posizionato sul vaglio da 2000 μm , al di sotto del quale vengono posizionati gli altri vagli corrispondenti agli intervalli granulometrici scelti tipici nel trattamento dei materiali granulari (1400, 1000, 800 e 600 μm) ed il fondo. L'entità del materiale raccolto sul fondo (corrispondente alla frazione di particelle che si forma per attrito e rottura) è però trascurabile dal momento che percentualmente la frazione fine costituisce il 0.1% del materiale impiegato ad ogni ciclo. Un ciclo completo di carico, scarico e vagliatura richiede circa 10 minuti.

2.2.1 Calibrazione del sistema sperimentale

La procedura di calibrazione del sistema sperimentale ha valutato le condizioni operative più adeguate alla raccolta delle immagini e concerne i seguenti parametri: velocità del rullo, il sistema di illuminazione e la quantità di materiale per esperimento.

Innanzitutto è stato valutato come la velocità del rullo vari al variare della frequenza dell'inverter che controlla il motore trifase collegato al rullo. Queste prove sono state effettuate ad occhio nudo,

cronometrando il tempo di passaggio del granulato sul nastro a diversi valori di frequenza. Ognuna delle prove è stata ripetuta 5 volte valutando la velocità media di passaggio del materiale per prova e la deviazione standard associata ottenendo la retta di regressione mostrata in Figura 2.3.

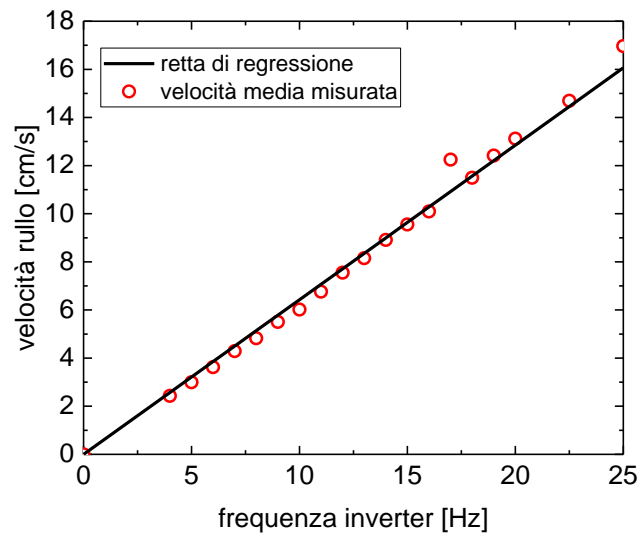


Figura 2.3. Retta di regressione frequenza-velocità definita mediante prove sperimentali e rappresentata attraverso $velocità [cm/s] = 0.6425 \times frequenza [Hz]$.

Attraverso questa procedura è possibile conoscere in modo preciso la velocità di passaggio del granulato sul nastro.

Un altro importante aspetto da valutare è il fenomeno delle foto mosse (*motion blur*, Yitzhaky & Kopeika, 1997).

Le principali cause di questo fenomeno sono:

- il tempo di esposizione: maggiore è questo tempo, maggiore è la luce che arriva e maggiore è la possibilità che l'oggetto si muova durante il tempo di "cattura";
- il movimento relativo tra la scena catturata e la telecamera.

Al fine di riprodurre una velocità di movimento più vicina alle condizioni operative reali nel settore alimentare e farmaceutico, sono state valutate alcune opzioni fornite da rivenditori commerciali di macchinari per il trasporto su nastro disponibili sulla rete Internet. Mediante la consultazione della Modular Assembly Technology (www.moduasm.com/en/), dove i comuni intervalli di velocità considerati nel settore sono compresi tra 3 e 30 cm/s, si è scelto quindi di utilizzare per l'acquisizione una velocità pari ad 8 cm/s, equivalenti a 12,5 Hz nell'inverter.

Di conseguenza il tempo di esposizione per ottenere immagini prive di sfocature è stato valutato visivamente su diverse prove variando il tempo di esposizione dal programma wxPropView. Ad un valore di 500 ms di esposizione sono state ottenute immagini nitide.

2.3 Granulazione e preparazione del materiale granulato

Nella maggior parte dei processi farmaceutici, il principio attivo e gli eccipienti in forma polverulenta non possono essere usati direttamente nella produzione a causa di problematiche principalmente tecnologiche (mancata scorrevolezza e bassa comprimibilità delle polveri). Per questo motivo, tali composti polverulenti subiscono un trattamento definito di “granulazione” dove le particelle vengono trasformate in granuli di dimensioni maggiori per migliorarne le caratteristiche meccaniche e visive (scorrevolezza, comprimibilità, aspetto e omogeneità)

Esistono diversi approcci alla granulazione, basati principalmente sulle condizioni operative; la procedura utilizzata in questo lavoro è del tipo ad umido monofase eseguita in un miscelatore orbitale (Kenwood Major Premier KMM 760, Kenwood Ltd., London, UK; Nalesso et al., 2015; Iverson et al., 2001), fornito di pala K[®]. Al fine di ottenere una buona granulazione è importante controllare i seguenti parametri: la tipologia e la quantità dei materiali di partenza, il rapporto liquido/polvere ed i parametri operativi del processo di granulazione (velocità del miscelatore (Nalesso, 2013), tempo e di granulazione e temperatura di essiccazione).

In questa Tesi, la ricetta per la produzione del granulato è:

- 186 g di cellulosa microcristallina;
- 14 g di legante (nello specifico è stato usato il Povidone);
- 50 g di lattosio;

Ogni miscela di 250 g circa viene trasformata in granulato mediante la seguente procedura:

- preparazione della miscela di polveri con le quantità descritte sopra e preventiva miscelazione di questa per circa un minuto alla velocità 83 rpm (con rivoluzione della pala K[®] pari a 42 rpm) all'interno del miscelatore planetario;
- aggiunta graduale di 190 g di liquido di granulazione (in questa Tesi è stata utilizzata acqua) aumentando la velocità di rotazione da 83 rpm a 127 rpm (con rivoluzione della pala K[®] pari a 67 rpm);
- fase di miscelazione eseguita per tre minuti per ottenere granuli di diverse dimensioni;
- essiccazione del granulato a 50 °C in ambiente ventilato per quattro ore.
- setacciamento e separazione delle particelle di grandezze differenti.

Questa procedura è stata ripetuta per sei batch, in modo tale da ottenere un quantitativo adeguato polveri che consenta la sperimentazione sul sistema a nastro trasportatore.

Le miscele sono state separate in quattro intervalli granulometrici contigui definiti A, B, C, D; Il primo rappresenta l'intervallo dimensionale tra 600-800 µm di diametro particellare, B rappresenta

l'intervallo tra 800-1000 μm , C rappresenta l'intervallo 1000-1400 μm e D l'intervallo tra 1400-2000 μm .

2.3.1 Preparazione miscele con DoE

Considerando la n -esima miscela di particelle composta da V intervalli granulometrici, attraverso il DoE, vengono progettati gli esperimenti su $(V-1)$ fattori indipendenti (con $(V-1)$ le frazioni ponderali cumulate). Questi fattori sono rappresentati dalle frazioni ponderali $y_{n,1}, y_{n,2}, \dots, y_{n,V-1}$ dei rispettivi intervalli ponderali $v=1, 2, \dots, V-1$, con $y_{n,v-1} \in [0,1]$.

Nella procedura di selezione nello spazio di sperimentazione, le frazioni ponderali sono state discretizzate in undici intervalli equispaziati da 0.00 a 1.00, con un passo di 0.1, ottenendo miscele del tipo $\{y_{n,1}, y_{n,2}, \dots, y_{n,V-1}\} = \{0.00, 0.10, \dots, 1.00\}$.

Avendo separato il granulato in $V=4$, dove V sono gli intervalli granulometrici A, B, C, D, un approccio del tipo *full-factorial* (Montgomery, 2009) non è consigliabile in quanto porterebbe il totale degli esperimenti (le miscele da analizzare) ad un valore di $N=286$, eccessivamente elevato per la sperimentazione.

Per ottenere un numero adeguato di esperimenti, in grado di ricoprire in maniera soddisfacente lo spazio sperimentale, viene applicato l'algoritmo di Kennard-Stone (Kennard & Stone, 1969, Paragrafo 1.2.1), selezionando un numero di esperimenti pari a 100.

In Figura 2.4 si nota come tra le miscele selezionate nel intero dominio, l'algoritmo includa in modo omogeneo tutti i tipi di miscela: pure (ai vertici del tetraedro), miscele binare (spigoli), ternarie (facce) e quaternarie (interno).

Le miscele progettate sono state preparate in maniera rigorosamente casuale, con l'attenzione di mescolarle "perfettamente" (ancorché se manualmente), sia durante la composizione della miscela sia una volta caricata all'interno della tramoggia.

A fronte di un peso atteso di 100 g, la media del peso delle miscele è di 100.097 g, con una deviazione standard di 3.06 g.

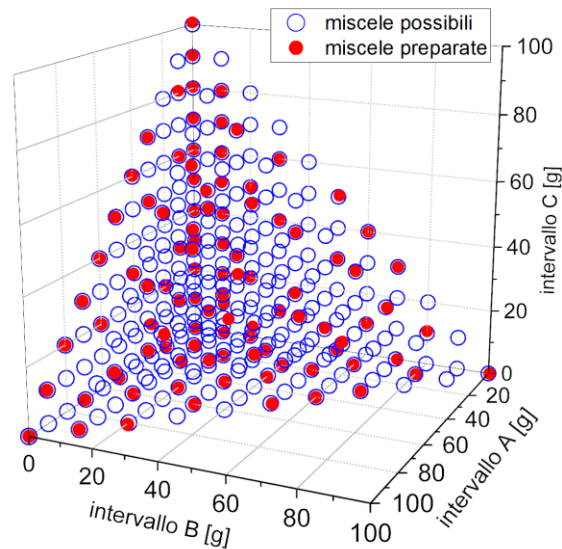


Figura 2.4. Rappresentazione delle miscele candidate alla selezione all'interno dello spazio sperimentale (cerchi vuoti blu), e delle miscele preparate per la sperimentazione (cerchi pieni rossi).

2.4 Immagini acquisite

Dopo la calibrazione dell'apparato sperimentale e la preparazione delle 100 miscele progettate, sono stati acquisiti i filmati delle miscele in movimento sul nastro trasportatore. Il numero d'immagini, o fotogrammi, raccolte in ciascun filmato per ogni miscela equivale a 100. Immagini contigue condividono parte della scena con immagini contigue; in particolare, si ha un cambio completo della scena, cioè dei granuli rappresentati, ogni 7 immagini. Inoltre, in ogni esperimento effettuato, non tutte le immagini sono state prese in considerazione in quanto sia all'inizio che alla fine dell'acquisizione parte della scena è occupata dal nastro in movimento (Figura 2.5) e non dalla miscela granulare. Al fine di ottenere lo stesso numero di immagini con cambio di scena completo in tutte le 100 miscele sono state selezionate per ogni filmato (cioè per ogni miscela) 50 immagini contigue all'interno delle 100 acquisite (dalla 13 alla 62), e di queste sono state selezionate 8 (una ogni sette) nell'analisi, al fine di avere sempre scene diverse. Le $R = 8$ immagini sono considerate repliche d'immagine della stessa miscela che differiscono solo per scena rappresentata. Questo è stato fatto per massimizzare il contenuto informativo delle immagini. Ogni immagine all'interno del filmato è in scala di grigi ed ha una dimensione di $[J \times K] = [768 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}]$, come mostrato in Figura 2.6. La scena è tipicamente un rettangolo di $34 \text{ mm} \times 45 \text{ mm}$, per cui la grandezza di un pixel è $44 \mu\text{m}$. In questo modo, le particelle più piccole (quelle dell'intervallo granulometrico A) sono rappresentate con circa 13-18 pixel.

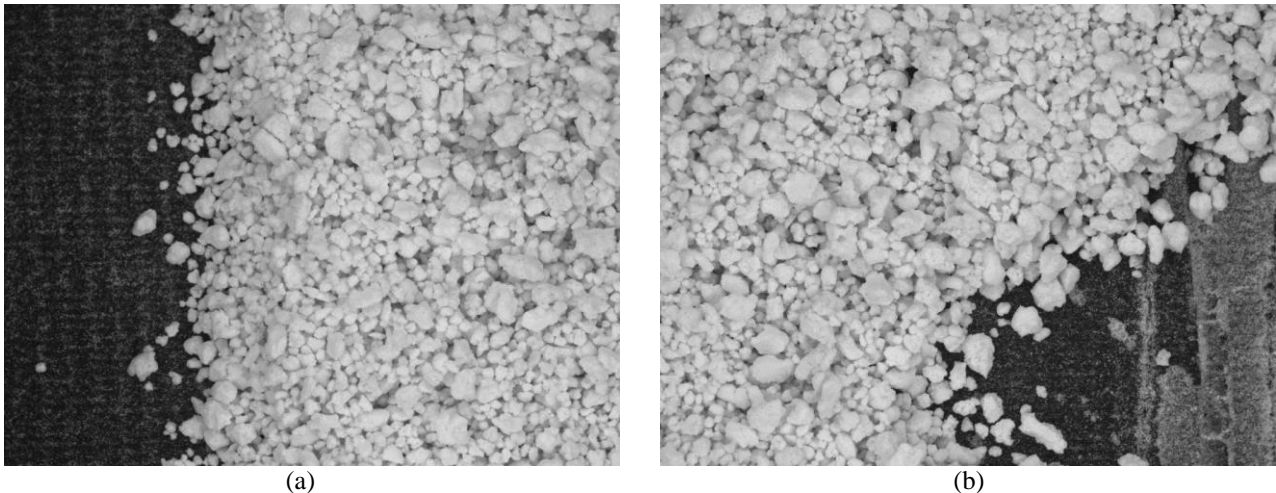


Figura 2.5. Immagini acquisite (a) all'inizio e (b) alla fine del trasporto di una generica miscela granulometrica sul nastro trasportatore.

Le prime 4 immagini in Figura 2.6, rappresentano gli intervalli A, B, C e D puri, l'immagine in Figura 2.5e è invece è un esempio di una miscela quaternaria. Dalle immagini in Figura 2.6a e Figura 2.6b si nota come questi due intervalli siano difficilmente distinguibili a occhio nudo; inoltre, essendo gli intervalli granulometrici contigui, non è banale differenziare i diversi intervalli.

Altri due elementi di criticità sono:

1. le differenti ampiezze d'intervalli (A e B hanno un'ampiezza di 200 μm , C di 400 μm e D di 600 μm), le quali aggiungono una non linearità all'interno dell'analisi;
2. la variabilità intrinseca delle varie scene, come le differenze e le irregolarità della superficie delle particelle o un eventuale distribuzione segregata.

Per evitare queste problematiche, le miscele subiscono 2 mescolamenti (prima di essere caricate e all'interno della tramoggia), per ridurre gli effetti della segregazione nello sversamento sul nastro in movimento. In totale, in questa Tesi sono stati quindi trattati i dati relativi a 800 immagini ed il programma utilizzato è Matlab[®] 2016b.

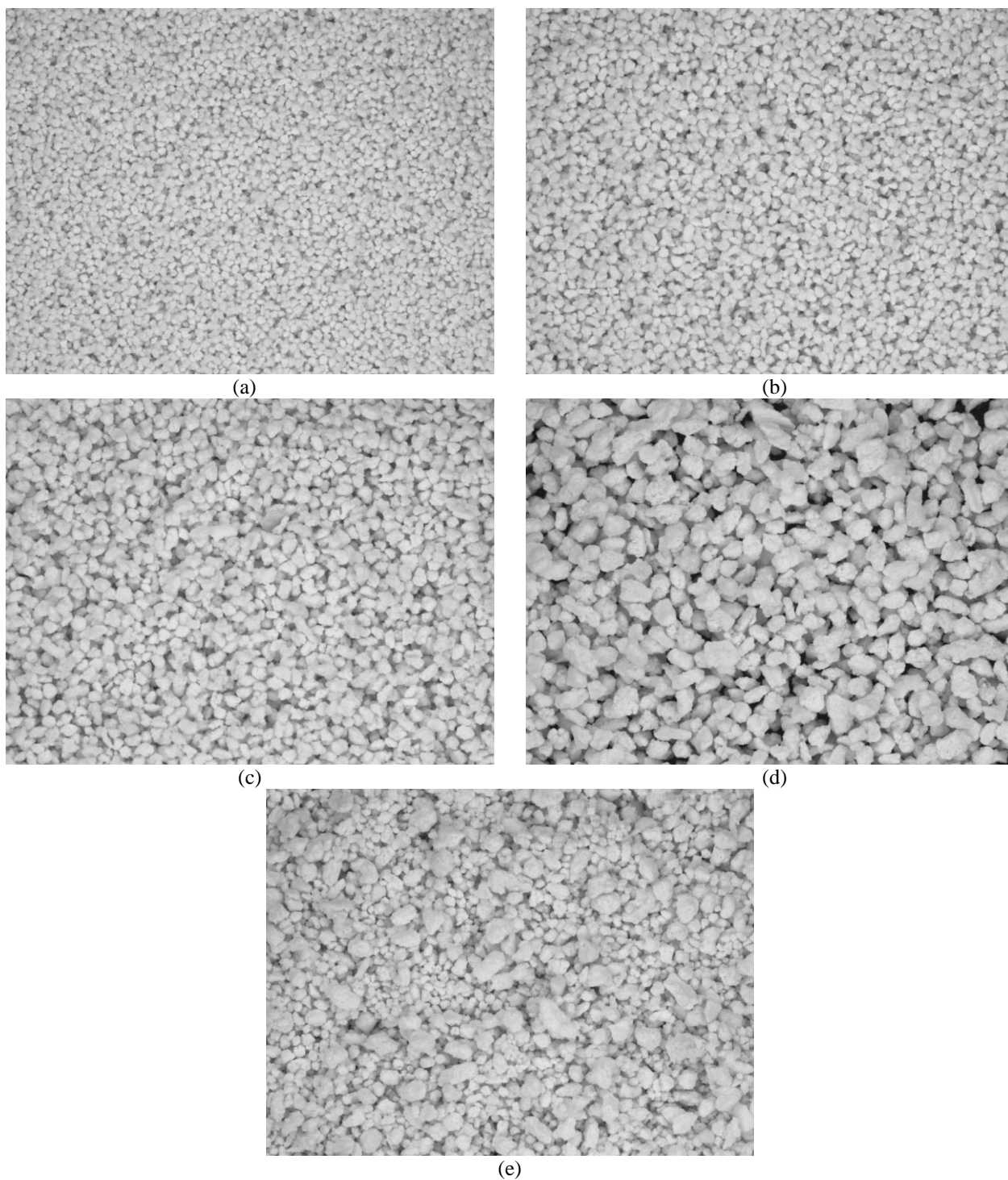


Figura 2.6. Scene rappresentative di superfici granulometriche dei diversi intervalli considerati: (a) A, (b) B, (c) C, (d) D; l'immagine (e) rappresenta invece una scena comprendente tutti i 4 intervalli granulometrici

Capitolo 3

Stima delle distribuzioni granulometriche di una miscela in movimento su nastro trasportatore

In questo Capitolo si mostrano i risultati ottenuti nella caratterizzazione in linea di un granulato mediante l'analisi multivariata e multirisoluzione d'immagine. Viene valutato come il numero di miscele disponibili per la calibrazione e il numero di repliche d'immagine¹ per ciascuna miscela incidano sulle prestazioni del sistema di visione artificiale e sui parametri del modello PLS globale. Viene inoltre valutata la versatilità dell'algoritmo utilizzato in condizioni di acquisizione d'immagini differenti da quelle delle normali acquisizioni in termini di: sovrapposizione della scena rappresentata, presenza di segregazione nella miscela analizzata e velocità di scorrimento del nastro.

3.1 Impostazioni del sistema di visione artificiale

Per la convalida del sistema di visione artificiale sono stati impostati un numero di iterazioni $N_{it} = 100$, in cui ad ogni passaggio vengono selezionate in maniera casuale $N_C = 90$ miscele di calibrazione e $N_V = 10$ miscele per la convalida; il numero di miscele simili alla miscela di validazione proiettata sul modello globale è $N_S = 30$. Queste impostazioni sono state suggerite essere ottimali e parsimoniose da Facco et al. (2017).

3.2 Stima delle distribuzioni cumulate delle miscele granulometriche

Prima di analizzare i risultati generali ottenuti per la predizione delle PSD delle miscele granulari vengono mostrati degli esempi grafici di come l'algoritmo utilizzato trovi le $N_S = 30$ miscele maggiormente vicine alla miscela di convalida per la costruzione del modello PLS locale. Le prestazioni sono calcolate in termini di errore assoluto:

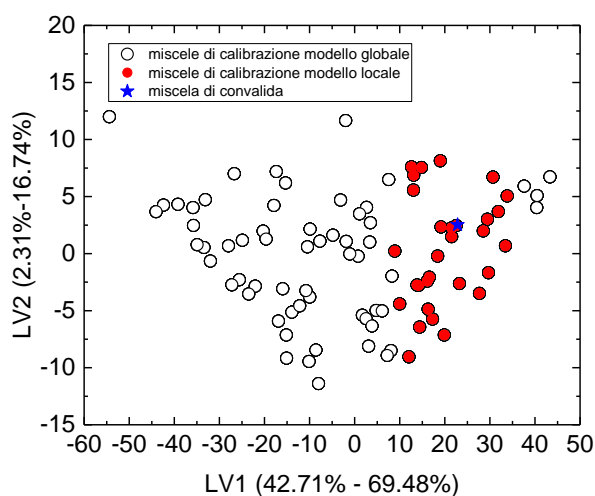
¹Repliche d'immagine sono i fotogrammi del filmato acquisito che rappresentano scene differenti della stessa miscela

$$e_{i,v|n_{it}} = \left| y_{i,v|n_{it}} - \hat{y}_{i,v|n_{it}} \right|, \quad (3.1)$$

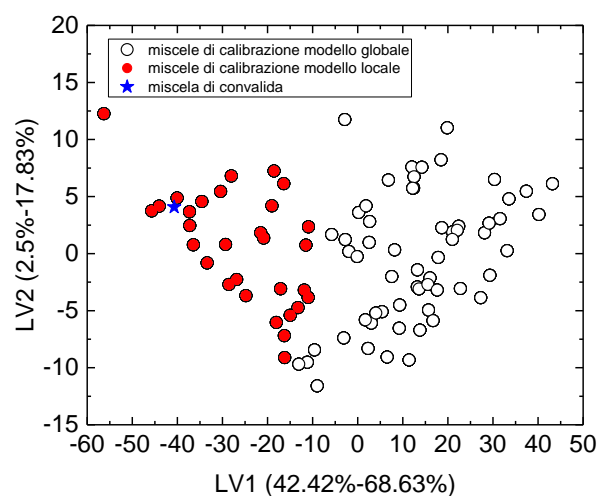
dove $y_{i,v|n_{it}}$ rappresenta il valore reale della frazione ponderale cumulata v della i -esima miscela di convalida alla n_{it} iterazione ($n_{it} = 1, 2, 3, \dots, N_{it}$), mentre $\hat{y}_{i,v|n_{it}}$ rappresenta la predizione della stessa frazione ponderale cumulata per mezzo del modello PLS locale.

Nelle Figure 3.1a e 3.1b vengono mostrati:

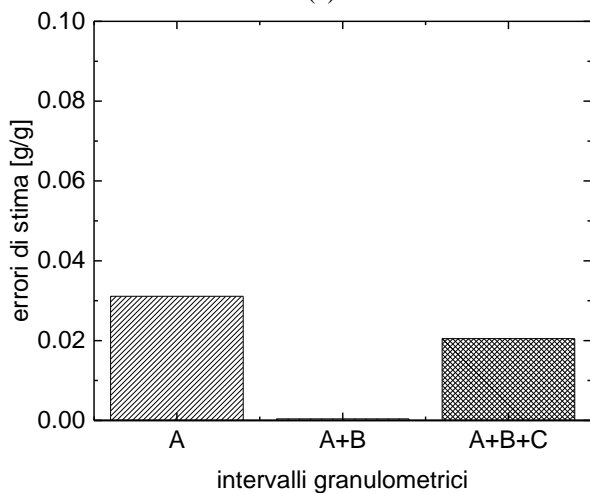
- gli *score* del modello globale, rappresentati dai cerchi vuoti;
- gli *score* del modello locale, rappresentati dai cerchi pieni rossi;
- la i -esima miscela di convalida proiettata all'interno dello spazio degli *score* del modello globale, rappresentata con una stella blu.



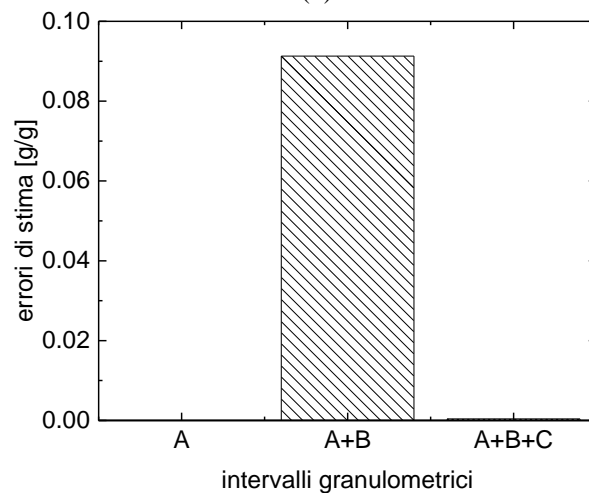
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 3.1. Esempio di due modelli PLS locali di due differenti miscele di convalida dove: (a) e (b) rappresentano le miscele di calibrazione del modello PLS globale (cerchi vuoti), il modello PLS locale (cerchi pieni rossi) e la miscela di convalida (stella blu), (c) e (d) i relativi errori di stima della frazione granulometrica ponderale cumulata per le miscele, rispettivamente di (a) e (b).

La Figura 3.1c mostra un esempio di stima della PSD delle frazioni ponderali cumulative riferito ad una miscela comprendente tutti e quattro gli intervalli granulometrici. Tutti gli intervalli

granulometrici vengono stimati in maniera accurata e più che soddisfacente, con un errore massimo di 0.031 g/g.

La Figura 3.1b mostra un caso di miscela binaria (C+D) dove le 30 miscele più vicine alla miscela di convalida sono selezionate al limite dello spazio degli score di calibrazione. In Figura 3.1d si nota come l'intervallo granulometrico B, non presente nella miscela selezionata, viene comunque identificato nell'analisi dell'immagine, producendo un errore sulla stima granulometrica. Questo è pari a 0.091 g/g, e rimane comunque al di sotto del passo utilizzato per la discretizzazione delle miscele, rendendo quindi anche questo errore tutto sommato tollerabile.

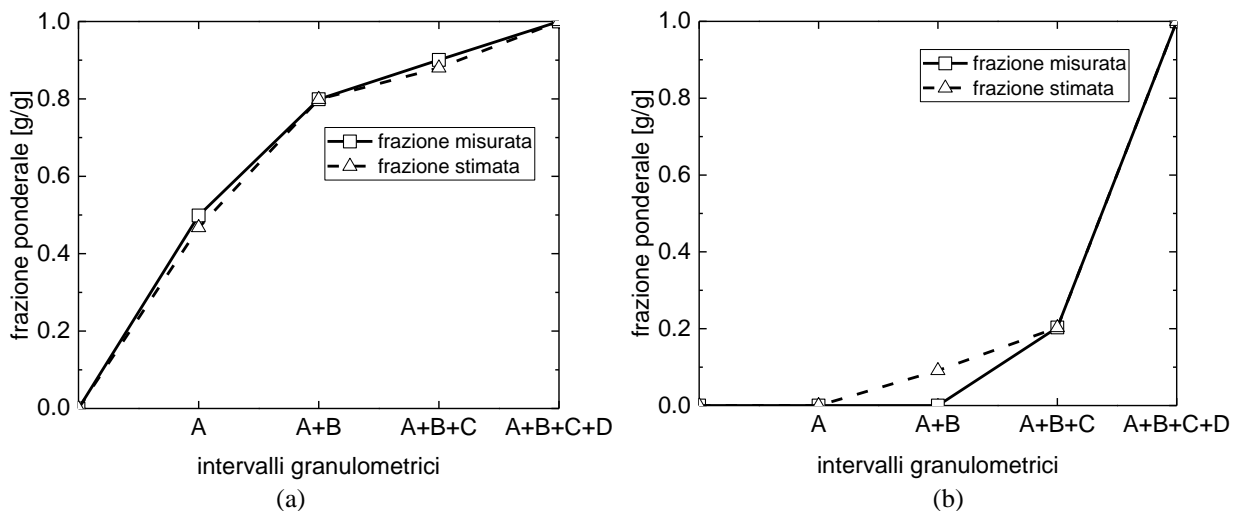


Figura 3.2. Confronto fra stima e valore effettivo della frazione ponderale di intervalli granulometrici di: (a) miscela quaternaria, (b) miscela binaria (C+D).

Al fine di evidenziare le prestazioni di predizione con l'analisi multivariata e multirisoluzione, gli esempi delle due miscele utilizzate in Figura 3.1 vengono riproposti in Figura 3.2 con lo scopo di comparare il valore reale dell'intervallo di granulato, rappresentato dai quadrati la cui PSD è rappresentata con una linea continua, con quello predetto, rappresentato tramite i triangoli con PSD a tratti.

La valutazione complessiva delle prestazioni di stima delle frazioni ponderali cumulate è effettuata attraverso il calcolo della media assoluta degli errori MAE (*mean absolute error*) per ogni intervallo su tutte le miscele di convalida N_V e tutte le iterazioni del sistema di convalida tipo Monte Carlo:

$$MAE_v = \frac{1}{N_{it} N_V} \sum_{n_{it}=1}^{N_{it}} \sum_{i=1}^{N_V} e_{i,v|n_{it}} \quad (3.2)$$

L'equazione tiene conto quindi di tutti gli errori assoluti stimati e mediati nelle N_V miscele di convalida, il tutto mediato a sua volta sulle N_{it} iterazioni effettuate. In Figura 3.4 viene mostrato l'MAE ottenuto.

Dal grafico si vede come tutti gli intervalli considerati nella sperimentazione vengano stimati in modo molto accurato. L'errore dell'intervallo A+B risulta di poco superiore agli altri analizzati, con un

valore del MAE pari a 0.049 g/g. Tuttavia, anche quest'ultimo risulta inferiore alla metà del passo di discretizzazione utilizzato per la progettazione delle miscele nel DoE: per questo motivo la stima è molto soddisfacente in tutti gli intervalli granulometrici.

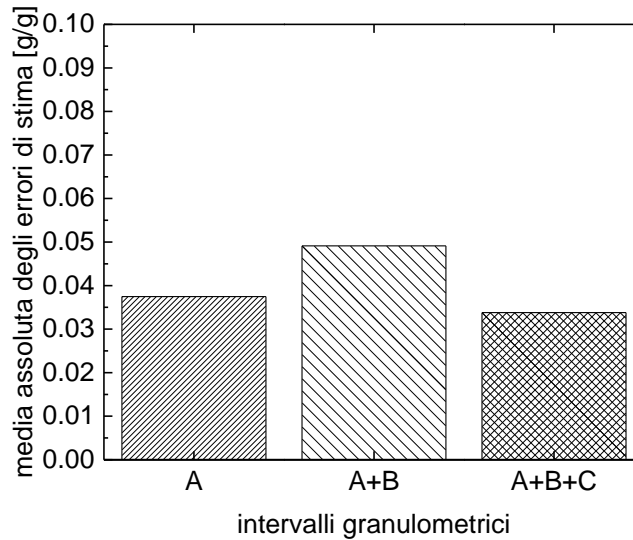


Figura 3.3. Errori di stima sulle PSD degli intervalli granulometrici mediati su 100 iterazioni.

Questi risultati migliorano quelli ottenuti da Facco et al. (2017), per effetto di:

- un numero di repliche per miscela superiore (8, invece di 6);
- più pixel rappresentativi per ogni intervallo granulometrico, i quali implicano una risoluzione per scena maggiore, passando da 342 ppi (pixel per pollice) a 574 ppi.

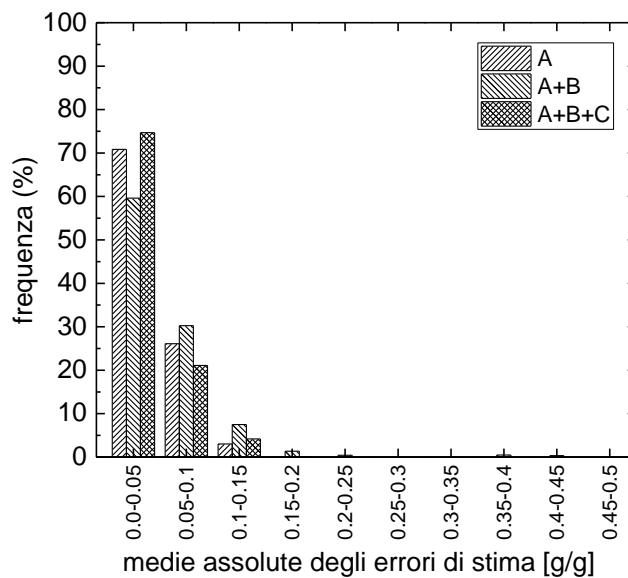


Figura 3.4. Distribuzione delle stime assolute degli errori di stima delle PSD considerate nella sperimentazione.

La distribuzione mostrata in Figura 3.4 mostra come gli errori di stima siano nel intervallo compreso tra 0.0 e 0.15 per tutti e 3 gli intervalli. Nel 70.8% dei casi, l'errore stimato su A non eccede il valore di 0.05, nel 96.9% dei casi, l'errore stimato nello stesso intervallo rimane al di sotto dello 0.1; solo una bassa percentuale di errori (circa il 3%) è compreso tra 0.1 e 0.15. Nel secondo intervallo,

composto da A+B, nel 59.6% dei casi le stime d'errore non eccedono il valore di 0.05, il 89.9% dei casi non eccede il valore di 0.1, il 97.4% circa non eccede il valore di 0.15. A differenza dell'intervallo A, questo presenta stime di errore anche nel ordine di 0.15-0.2 (1.3%), 0.2-0.25 (0.5%), 0.35-0.4(0.5%) e 0.4-0.45(0.35%) rendendolo più difficile da stimare rispetto al precedente. Anche in questo caso le prestazioni sono migliori rispetto a quelle riportate in Facco, et al. (2017), specialmente per gli intervalli granulometrici A e A+B.

L'intervallo A+B+C si comporta in maniera analoga al primo, dove già il 95.8% delle stime di errore è sotto il valore di 0.1, solo una piccola parte delle stime è compresa tra 0.1-0.15(4.2%).

Dalle Figure 3.3 e 3.4 si vede come l'analisi d'immagine multivariata e multirisoluzione risulti idonea all'identificazione della PSD di una miscela in movimento, producendo degli errori sui valori predetti sufficientemente bassi, anche per gli intervalli più piccoli.

3.3 Stima della PSD in condizioni anomale

In questa sezione si vuole valutare come le prestazioni di stima delle PSD reagiscano al variare di alcuni parametri che potrebbero cambiare nel corso tempo in un generico sistema sperimentale: numero di immagini disponibili per miscela, segregazioni del granulato e velocità differenti del nastro.

Vengono definite "in condizioni standard" le immagini non contigue, non segregate ed acquisite alla velocità di 8 cm/s.

3.3.1 Stima della PSD per mezzo di immagini contigue

In questo paragrafo si valutano le prestazioni del metodo qualora siano disponibili filmati più brevi, quindi con meno fotogrammi (passando da 50 a 29), ma volendo mantenere uguale il numero di repliche per miscela. Viene quindi forzata la selezione di immagini contigue, cioè repliche che si sovrappongono per una certa percentuale della superficie della scena rappresentata, come mostrato in Figura 3.5. Questo simula l'eventualità che la quantità di materiale a disposizione sia inferiore a quella necessaria per ottenere 8 scene differenti, raccogliendo un numero inferiore di repliche per miscela.

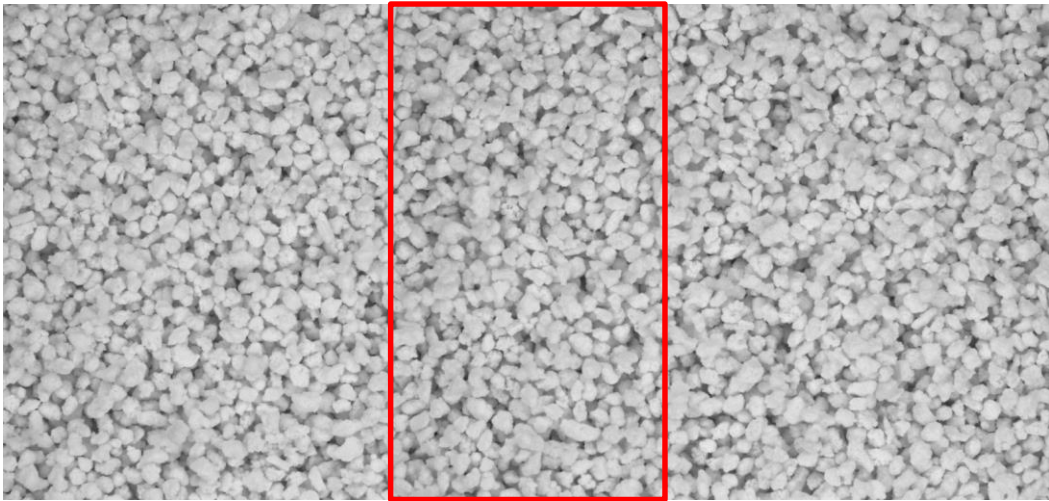


Figura 3.5. Esempio di due immagini contigue con evidenziata, attraverso il riquadro rosso, la porzione di scena in comune analizzata nell'analisi d'immagine multivariata e multirisoluzione.

La Figura 3.6 mostra le prestazioni di stima del sistema di visione artificiale calibrato con immagini non contigue e convalidato con immagini contigue.

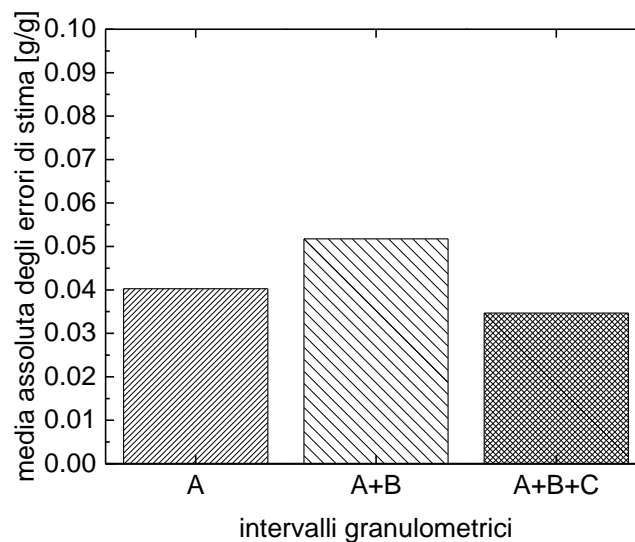


Figura 3.6. MAE di immagini contigue, con un livello di sovrapposizione pari al 40%, 8 repliche per miscela, $N_{it} = 100$.

Si osserva che, anche utilizzando lo stesso numero di repliche per miscela analizzata, tutti i MAE aumentano rispetto al caso studio precedente. Gli aumenti per ogni singolo MAE rispetto alla Figura 3.3 sono:

- $2.8 \cdot 10^{-3}$ (g/g) per il primo intervallo granulometrico;
- $2.6 \cdot 10^{-3}$ (g/g) per il secondo intervallo granulometrico;
- $8.73 \cdot 10^{-4}$ (g/g) per il terzo intervallo granulometrico.

Tutti e tre gli intervalli granulometrici sono stimati in modo soddisfacente anche analizzando una frazione di filmato limitata mediante immagini parzialmente sovrapposte. Gli errori sulla stima delle PSD risultano inferiori all'intervallo di discretizzazione del DoE.

Per giustificare la scelta di utilizzare solo le immagini non contigue nei risultati principali del Paragrafo 3.1, si è valutata la prestazione di stima attraverso i MAE utilizzando tutti i 50 fotogrammi a disposizione per ogni miscela (dal 13° al 62°), ottenendo di fatto 50 repliche con una percentuale di sovrapposizione del 90% ciascuna. Questo nuovo gruppo di dati viene utilizzato sia per la calibrazione che per la convalida del metodo (le dimensioni di \mathbf{X} risultano [5000×7200]). I risultati sono mostrati in Figura 3.7.

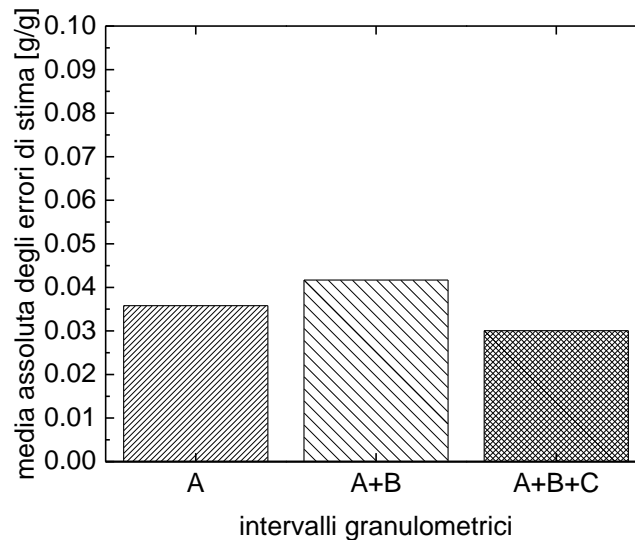


Figura 3.7. MAE di tutti i fotogrammi del filmato per ogni miscela, con un livello di sovrapposizione pari al 90%, $N_{it} = 100$, $R = 50$.

Si può vedere come l'utilizzo della totalità dei fotogrammi disponibili non porti un consistente miglioramento in termini di stima delle granulometrie, rendendo la simulazione molto più pesante da un punto di vista temporale. Ciò giustifica quindi l'utilizzo delle sole immagini non contigue al fine di rendere il modello più parsimonioso.

3.3.2 Stima della PSD da miscele soggette a segregazione

Nell'eventualità che non si disponga di miscelatore a monte della tramoggia di scarico o che nella tramoggia si verifichino condizioni di flusso non ottimali, può verificarsi che le miscele analizzate siano soggette al fenomeno della segregazione. Per valutare la versatilità dell'algoritmo utilizzato e la sua robustezza al fenomeno della segregazione, si sono studiate le prestazioni di stima in condizioni di segregazione forzata, cioè indotta caricando il materiale granulato per formare le miscele direttamente in tramoggia, senza alcun mescolamento.

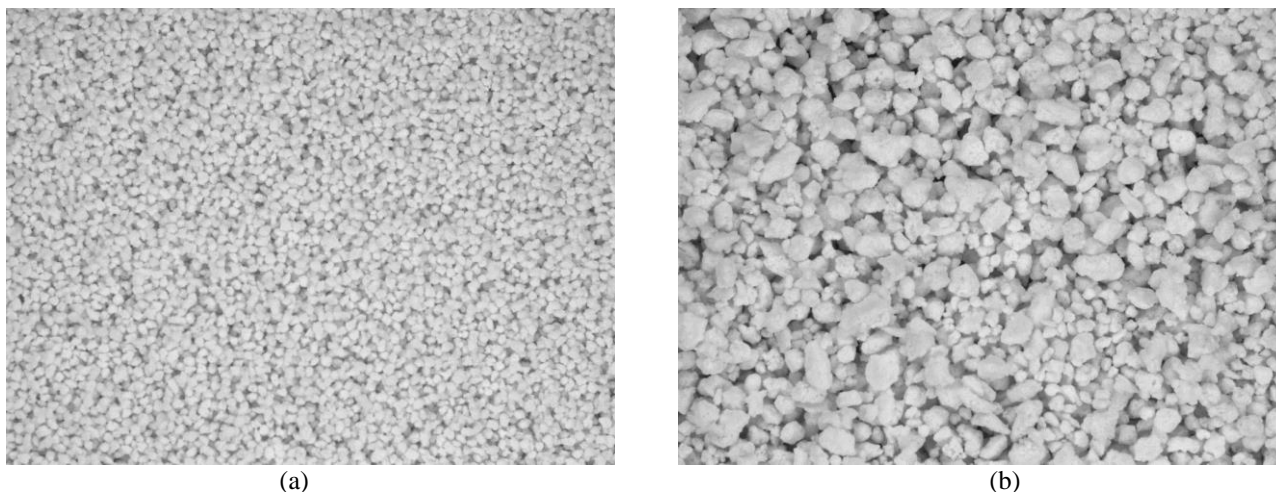


Figura 3.8. Due immagini relative al filmato di una miscela quaternaria trasportata sul nastro, alla velocità standard di 8 cm/s, acquisite in condizioni di segregazione forzata: (a) all'inizio dell'acquisizione, fotogramma 15, (b) alla fine dell'acquisizione, fotogramma 48.

In Figura 3.8 vengono mostrati alcuni esempi di questi esperimenti riferiti ad una miscela quaternaria composta da 19.6% di A, 29.8% di B, 10.9% di C e 39.5% di D. Inizialmente si vede passare il granulato più fine (Figura 3.8a), seguito, dopo svariati fotogrammi, dal granulato più grossolano (Figura 3.8b). Quindi, si è in grado di vedere anche ad occhio nudo come il granulato rappresentato nella scena aumenti progressivamente di dimensioni durante l'acquisizione. Delle 100 miscele progettate nella sperimentazione, le 10 riportate in Tabella 3.1 sono state replicate per condurre le prove alternative a segregazione forzata:

Tabella 3.1. Miscele selezionate per la sperimentazione a segregazione forzata dalle 100 miscele utilizzate nell'analisi d'immagine multivariata e multirisoluzione.

n.° miscela	A [% ponderale]	B [% ponderale]	C [% ponderale]	D [% ponderale]
3	0.600	0	0.400	0
8	0.305	0.396	0	0.299
31	0	1	0	0
32	0.099	0	0.598	0.303
44	1	0	0	0
56	0.197	0.298	0.110	0.395
67	0	0.698	0	0.302
82	0.499	0.300	0.102	0.099
90	0	0	0	1
100	0.299	0.297	0.305	0.099

Si noti che si tratta di: 3 quaternarie, 2 ternarie, 2 binarie e 3 intervalli granulometrici puri.

La determinazione dei errori di stima MAE relativi alle 10 miscele segregate è stata effettuata con due approcci, entrambi di tipo *leave-one-out*, definiti:

- approccio #1: costruzione del modello PLS globale di stima su 99 miscele di calibrazione, esclusa la miscela segregata dalla Tabella 3.1, la quale è utilizzata per la convalida. L'approccio viene ripetuto per tutte le miscele in tabella;

- approccio #2: approccio standard di riferimento in cui il modello PLS globale è calibrato su 99 miscele di calibrazione, esclusa la miscela selezionata dalla Tabella 3.1, ma eseguendo la convalida sulla miscela non segregata di ugual composizione a quella esclusa. Anche in questo caso l'approccio viene ripetuto per ogni miscela in tabella;

L'approccio #2 è utilizzato come quello di riferimento in questa sperimentazione. Le prestazioni di stima sono mostrate in Figura 3.9.

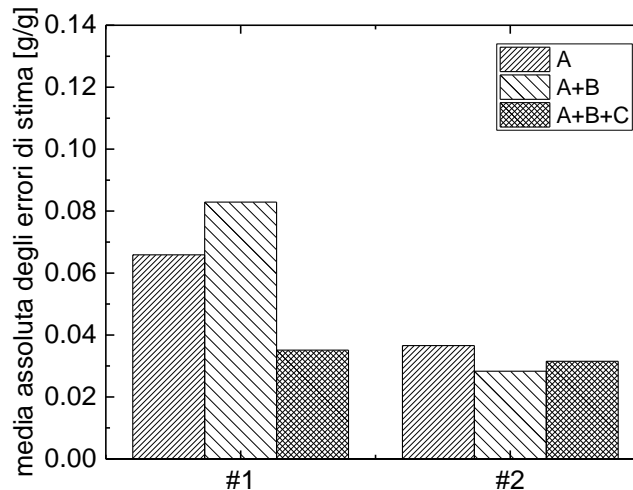


Figura 3.9. Media assoluta degli errori di stima sulle distribuzioni granulometriche cumulate ponderali di 10 miscele segregate e a condizioni standard a 8 repliche mediante due approcci di stima (approccio #1 e #2).

Come si vede, è presente una differenza notevole tra i due approcci, dove la stima delle frazioni granulometriche ha migliori prestazioni nel secondo. La differenza degli errori tra i due approcci è pari a $2.93 \cdot 10^{-2}$ g/g per l'intervallo A, $5.46 \cdot 10^{-2}$ g/g per l'intervallo A+B e $3.6 \cdot 10^{-3}$ g/g per l'intervallo A+B+C. Questi risultati sono riferiti all'utilizzo di 8 repliche per ogni miscela; sono state valutate le prestazioni di stima anche con l'utilizzo di meno repliche (6 e 7), fornendo risultati pressoché analoghi, non dando quindi informazioni aggiuntive rilevanti.

In conclusione, la stima della PSD nel caso di miscele segregate peggiora le prestazioni in tutti e tre gli intervalli considerati, in particolare i primi due, dove sono rappresentate le polveri più fini (A e B). Questo calo prestazionale è dovuto principalmente a:

- il modello sta estrapolando due volte: in segregazione e per la scelta delle miscele in zona di confine del dominio sperimentale;
- i granuli più piccoli, durante l'acquisizione, si spostano negli strati inferiori della striscia di granulato che si forma sul nastro, venendo mascherati dalle particelle più grandi (C e D).

Nonostante questi peggioramenti, le prestazioni sulle stime granulometriche ponderali cumulative sono comunque soddisfacenti; anche in queste condizioni.

3.3.3 Stima delle PSD da filmati acquisiti a velocità maggiore

Le condizioni operative dei processi industriali farmaceutici o alimentari variano da caso a caso. Uno dei parametri che spesso varia è la velocità con la quale i granulati vengono trasportati.

In questo paragrafo si valuta come la velocità del nastro trasportatore influisca sulle stime granulometriche. Variare questo parametro implica variare sia il numero di fotogrammi utilizzabili per miscele sia le proprietà di questi.

La velocità del nastro selezionata per queste prove è pari a 15.7 cm/s, che equivale all'impostazione del valore 24.5 Hz sull'inverter. Il numero di fotogrammi così utilizzabili per la stessa quantità di materiale utilizzata passa da 50 a 23. Il cambio di scena completo in questo caso si ha ogni 4 immagini. Le repliche non contigue disponibili sono quindi al massimo 6.

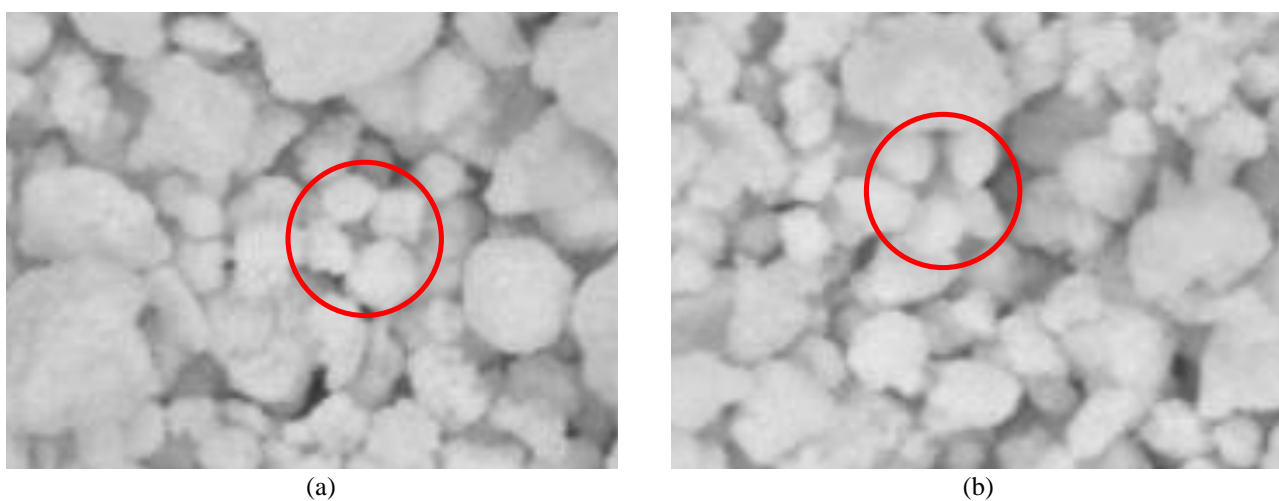


Figura 3.10. Due frazioni ingrandite di una miscela quaternaria acquisite a: (a) velocità di 8 cm/s, (b) velocità di 15.7 cm/s; dove vengono evidenziate, attraverso un cerchio rosso, le particelle più piccole.

Dalle immagini in Figura 3.10 si nota come sia difficile ad occhio nudo osservare differenze sostanziali, ma è possibile comunque notare come le particelle più piccole all'interno del cerchio rosso siano più definite nella Figura 3.10a che nella Figura 3.10b, la quale risulta leggermente più sfocata perché affetta dal fenomeno del *motion blur* (Paragrafo 2.2.1).

Anche per questa analisi sono state replicate le stesse miscele di Tabella 3.1, acquisite a velocità di 15.7 cm/s. Per la valutazione delle prestazioni sulle stime granulometriche sono stati utilizzati i due approcci *leave-one-out* prima descritti (approccio #1 e #2), dove per la calibrazione del modello PLS globale vengono usate le 99 miscele a velocità standard e per le convalide: nell'approccio #1 la miscela esclusa dalla calibrazione acquisita a velocità maggiore, nell'approccio #2 la miscela esclusa dalla calibrazione a velocità standard. L'approccio #2 è utilizzato come quello di riferimento.

Le prestazioni, valutate attraverso le medie degli errori assoluti di stima (MAE) della PSD cumulate su tutte le miscele utilizzate per la convalida (Tabella 3.1), vengono mostrate in Figura 3.11.

Come nell'analisi precedente, esiste una differenza notevole tra le prestazioni dei due approcci, con una differenza sugli errori di stima pari a: $2.05 \cdot 10^{-2}$ g/g sull'intervallo A, $5.94 \cdot 10^{-2}$ g/g sull'intervallo A+B e $1.46 \cdot 10^{-2}$ sull'intervallo A+B+C. Nonostante il numero di repliche sia inferiore a 8, la media assoluta degli errori sulle stime granulometriche risulta apprezzabilmente bassa in entrambi i casi.

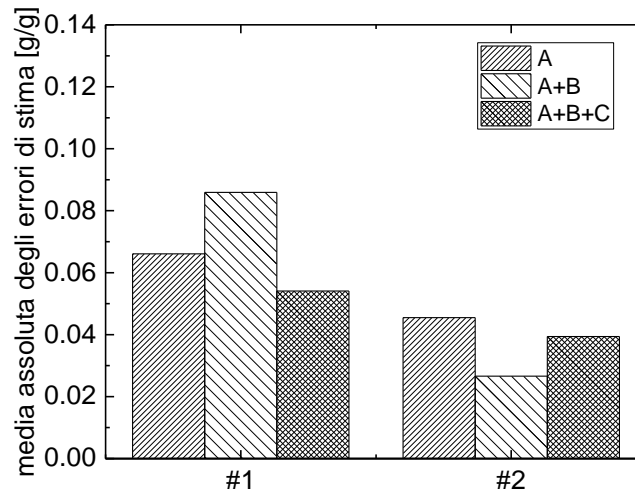


Figura 3.11. Media assoluta degli errori delle stime sulle distribuzioni granulometriche ponderali di 10 miscele a velocità maggiore (15.7 cm/s) mediante due approcci di stima (#1 e #2).

Si può concludere che le prestazioni complessive, misurate in errori assoluti sulla stima delle distribuzioni granulometriche, peggiorano per filmati di miscele acquisiti a velocità maggiori del nastro trasportatore, soprattutto per la stima delle PSD sugli intervalli più piccoli (A e B). Le motivazioni di queste perdite prestazionali sono dovute a:

- il modello sta estrapolando due volte: per la velocità maggiore e per la scelta delle miscele in zona di confine del dominio sperimentale;
- l'acquisizione di immagini a velocità maggiore implica un minor numero di fotogrammi utilizzabili nell'analisi;
- l'acquisizione di immagini a velocità maggiore implica una maggiore sfocatura in esse, andando ad aumentare il fenomeno del *motion blur*.

Nonostante questi peggioramenti, anche in queste condizioni di velocità e in presenza del *motion blur*, il MAE resta al di sotto del passo di discretizzazione del DoE, rendendo soddisfacenti le stime granulometriche ponderali cumulative.

3.4 Sensitività al numero di miscele di calibrazione e al numero di repliche per miscela

In questo paragrafo si valuta la sensitività delle prestazioni di stima della PSD al variare di:

- numero di miscele utilizzate per la calibrazione del modello PLS globale $N_C = 35, 40, 45, \dots, 90$;
- numero di repliche per ogni miscela $R = 2, 3, 4, \dots, 8$

Si valuta inoltre, nel paragrafo successivo, la stabilità dei parametri del modello globale al variare dei parametri stessi attraverso un'analisi VIP (Paragrafo 1.5.1).

L'algoritmo utilizzato è lo stesso per determinare il MAE descritto al Paragrafo 1.7, facendo variare i due parametri considerati (N_C e R). La simulazione Monte Carlo è stata eseguita su un numero di iterazioni $N_{it} = 1000$ al fine di ottenere il risultato più generale e robusto possibile.

La Figura 3.12 mostra gli andamenti delle stime d'errore nei tre intervalli granulometrici considerati. In tutti e tre i casi gli errori diminuiscono all'aumentare del numero di miscele usate per la calibrazione e delle repliche per miscela, con profili leggermente differenti. Nell'intervallo A (Figura 3.12a) il MAE scende da un valore massimo di 0.091 g/g, corrispondente al minimo numero di repliche $R = 2$ ed il minimo numero di miscele $N_C = 35$, ad un valore minimo di 0.038 g/g, con $R = 8$ e $N_C = 90$. Anche l'intervallo A+B (Figura 3.12b) mostra un comportamento simile al precedente, ma meno marcato, assumendo un valore massimo di 0.11 g/g ed un valore minimo di 0.055 g/g. In entrambi i casi, è il numero di repliche per miscela l'effetto preponderante sulla diminuzione del MAE, il quale risulterebbe apprezzabilmente basso anche con il massimo numero di repliche R e il minimo numero di miscele di calibrazione N_C .

L'intervallo A+B+C (Figura 3.12c) mostra miglioramenti all'aumentare dei parametri R e N_C , ma ha ottime prestazioni di stima anche con valori bassi di R e N_C .

Gli intervalli granulometrici che più risentono dei valori bassi di R e N_C sono l'intervallo A e A+B, cioè quelli formati dalle particelle più piccole. Essendo queste rappresentate da un numero più basso di pixel (13-18) già alla terza scala di decomposizione *wavelet* perdono quasi interamente il proprio contenuto informativo.

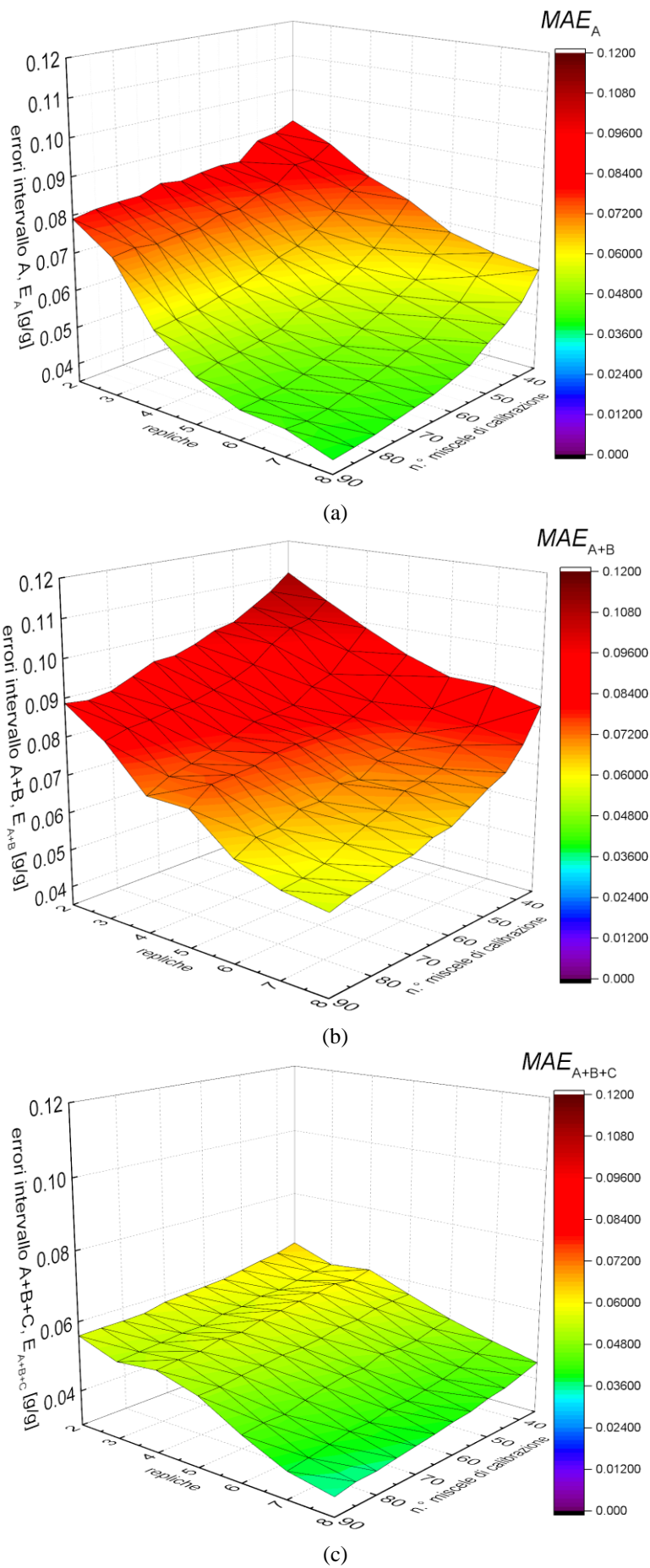


Figura 3.12. Media assolute degli errori di stima delle PSD al variare del numero di miscele di calibrazione ed al numero di repliche negli intervalli (a) A, (b) A+B, (c) A+B+C.

3.4.1 Variabilità dei parametri sulla proiezione su strutture latenti

Un'importante valutazione effettuata è l'analisi della variabilità parametrica del modello PLS globale rispetto sempre a N_C ed R .

I regressori, nel caso specifico, sono gli indici di tessitura, ed ognuno di essi è correlato, attraverso l'equazione (1.28), alle frazioni ponderali granulometriche mediante i pesi $\mathbf{W}[144 \cdot R \times 3]$ ed ai coefficienti di regressione $\boldsymbol{\beta}[144 \cdot R \times 1]$ (equazione (1.29)). Per la valutazione della variabilità parametrica si è deciso di considerare i pesi e i coefficienti di regressione delle variabili più "importanti". Questa selezione è fatta con il metodo proposto da Mehmood et al., (2012) (*variable importance in the projection*, VIP), descritto al Paragrafo 1.5.1.

Considerando quindi il modello PLS globale su 8 repliche come modello di riferimento, l'indice VIP identifica che le variabili 120 e 116 sono le più rilevanti per la stima delle PSD. Queste variabili sono rispettivamente gli indici di tessitura energia E^I del dettaglio diagonale alla scala $m=5$ di decomposizione *wavelet* e la deviazione standard riferita allo stesso dettaglio diagonale alla stessa scala di decomposizione.

La prima variabile latente spiega molto bene il caso in cui i tre intervalli granulometrici ponderali mostrano valori elevati e superiori alla media, come si può osservare dal diagramma dei *loadings* \mathbf{Q} di Figura 3.13a. Questo significa che è correlata a miscele ad elevato contenuto dell'intervallo granulometrico A.

La lettura combinata dei pesi \mathbf{W} della prima variabile latente (Figura 3.13b) mostra valori di $E_5^{D^d}$ e $\sigma_5^{D^d}$ bassi e inferiori alla media. Lo stesso comportamento si può osservare sui parametri di regressione $\beta_{120|100,8}$ e $\beta_{116|100,8}$ (Figura 3.13c). Valori bassi di questi due parametri indicano una scena molto chiara e poche variazioni sull'intensità luminosa, cioè quello che succede quando è presente molto granulato dell'intervallo A. Per questo, i suddetti indici di tessitura sono molto importanti per la stima dell'intervallo granulometrico A. Viceversa, valori alti di questi parametri indicano una scena scura, con molte variazioni luminose, quello che ci si aspetta quando è presente molto granulato dell'intervallo D.

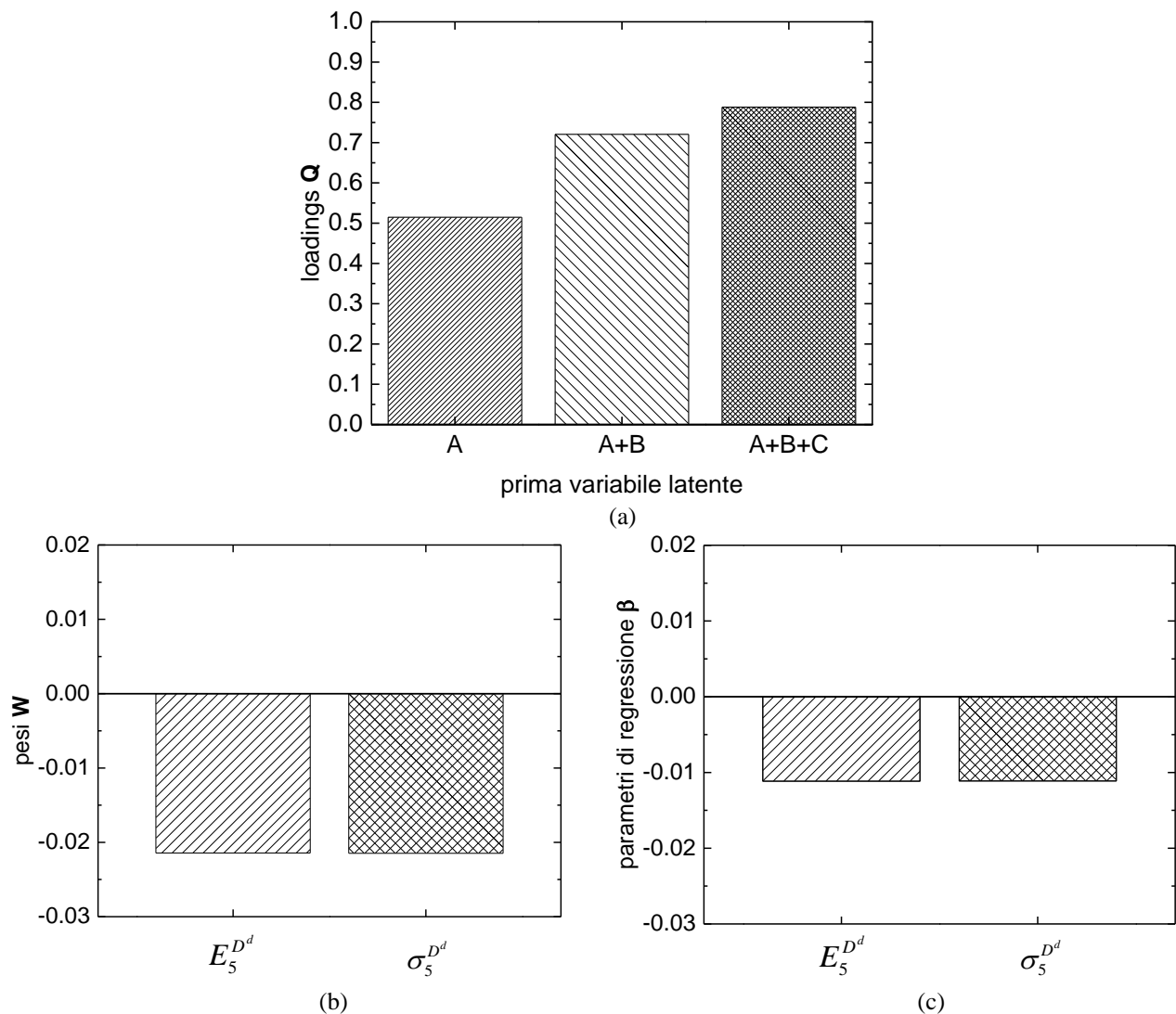


Figura 3.13. (a) Loadings Q della prima variabile latente riferiti ai tre intervalli granulometrici ponderali cumulati., (b) pesi W riferiti agli indici di tessitura selezionati con VIP, (c) parametri di regressione β riferiti agli indici di tessitura selezionati con VIP.

Una volta noto l'indice di tessitura più importante, vengono identificati i parametri del modello PLS su 100 miscele al variare del numero di repliche $R = 2, 3, 4, \dots, 8$ come i parametri di riferimento di quell'indice, definiti $\beta_{12q100,R}$ e $w_{12q100,R}$. Ricavati questi valori è stata effettuata l'analisi della variabilità parametrica andando a calcolare i valori dei pesi e dei parametri di regressione del modello PLS globale, mediante la procedura descritta al paragrafo 1.4, al variare del numero di miscele di calibrazione ($N_C = 35, 40, 45, \dots, 90$), sempre scelte in modo casuale tra le 100 disponibili, ed al numero di repliche per miscela ($R = 2, 3, 4, \dots, 8$); ogni iterazione viene ripetuta mille volte e mediata al fine di ottenere una buona robustezza nell'analisi.

Naturalmente i parametri del modello PLS globale soffrono dell'esistenza di un *bias* tanto più accentuato quanto inferiori i valori di N_C , rispetto al valore di riferimento ottenuto con $N_C = 100$ miscele di calibrazione:

$$\text{bias}(Z)_{N_C,R} = \left| Z_{12q100,R} - \bar{Z}_{12qN_C,R} \right| \quad (3.3)$$

dove Z rappresenta il generico parametro “importante” (β_{120} o w_{120}).

Dalle Figure 3.14 e 3.15 si nota:

- il *bias* diminuisce all’aumentare di N_C ;
- il *bias* diminuisce, fino praticamente ad annullarsi, all’aumentare di R .

Si nota come la variabilità parametrica sia più sentita, soprattutto al variare delle repliche per miscele, per il parametro β_{120} , il quale già a valori $R=6$ e $N_C=70$ offre un *bias* pari a $5.236 \cdot 10^{-4}$. Anche il parametro w_{120} risente in maniera positiva dell’aumentare del numero R e N_C , ma in modo molto meno marcato, offrendo un *bias* pari a $4.954 \cdot 10^{-5}$, già con $R=2$ e $N_C=70$. Si può dire che i pesi analizzati non siano influenzati in modo deciso da R e N_C .

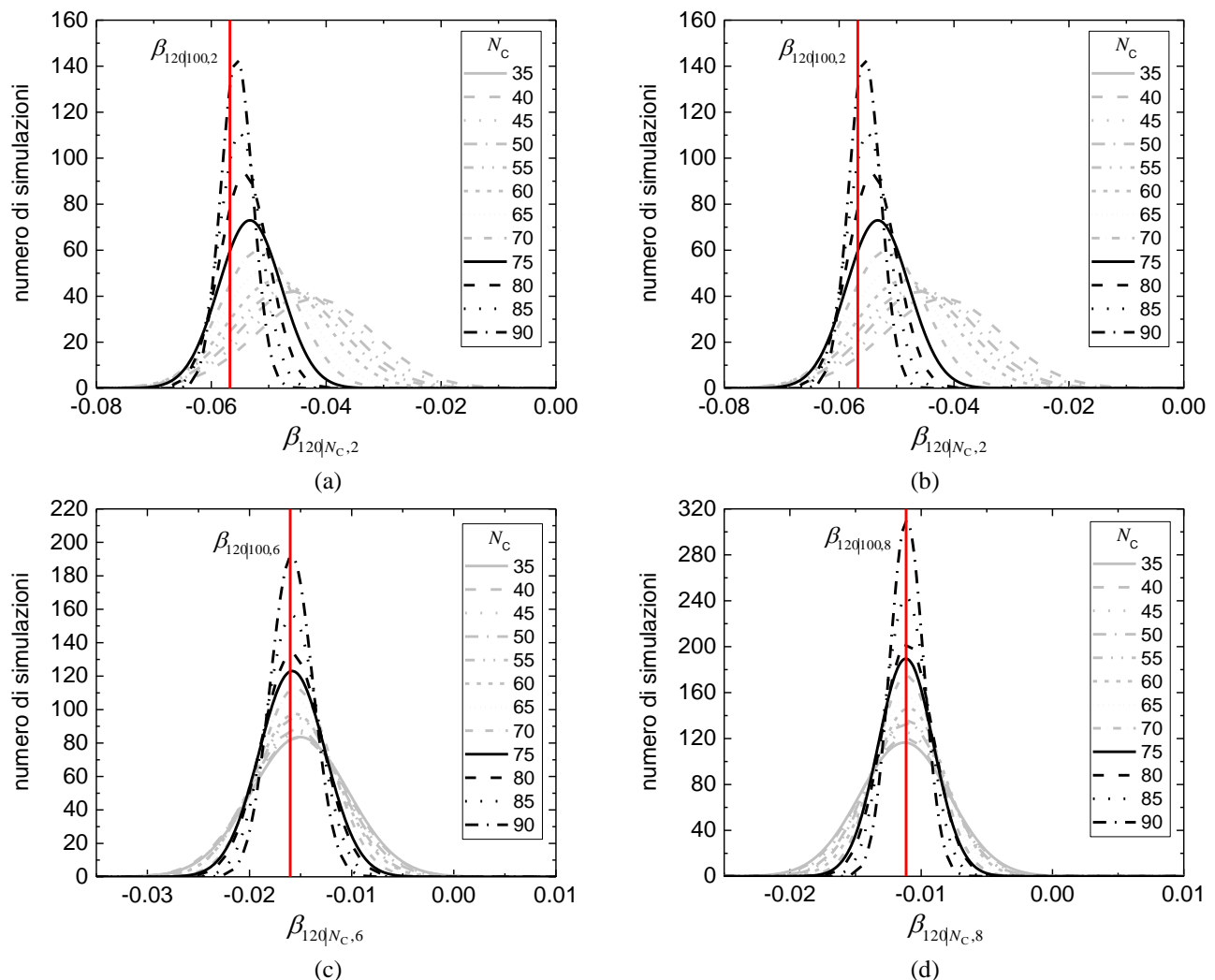


Figura 3.14. Distribuzioni del parametro di regressione β_{120} e sensibilità al numero di miscele di calibrazione N_C , rispettivamente a (a) $R=2$ repliche, (b) $R=4$ repliche, (c) $R=6$ repliche ed (d) $R=8$ repliche. Il parametro di riferimento per il modello a 100 immagini di calibrazione e R repliche è evidenziato dalla linea rossa.

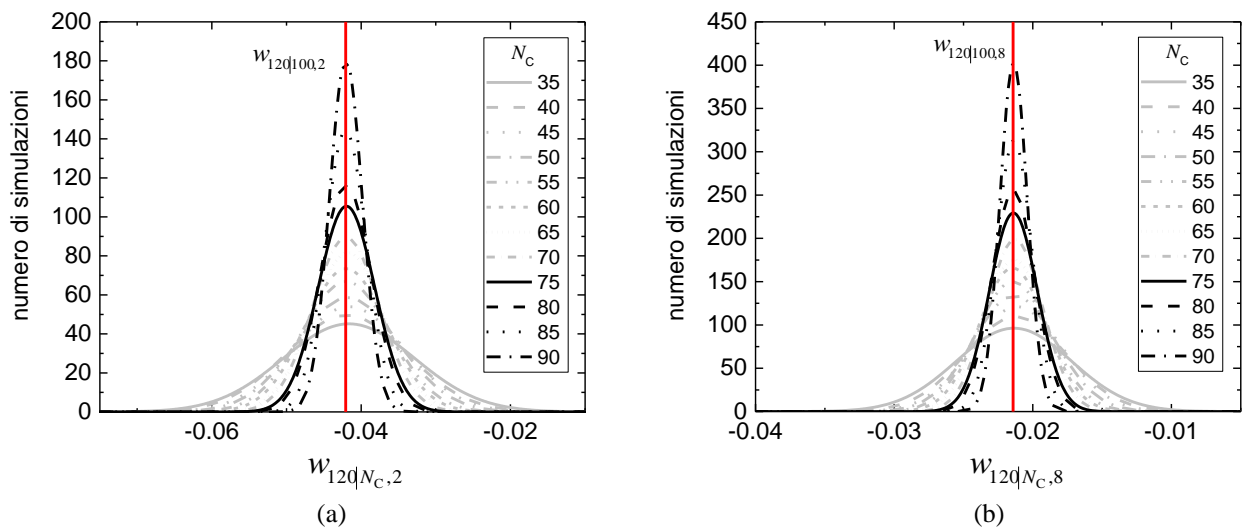


Figura 3.15. Distribuzioni del parametro peso w_{120} e sensitività al numero di miscele di calibrazione N_C , rispettivamente a (a) $R=2$ repliche ed (b) $R=8$ repliche. Il parametro di riferimento per il modello a 100 immagini di calibrazione e R repliche è evidenziato dalla linea rossa.

Il risultato generale si può osservare nella Figura 3.16. Qui vengono enfatizzati i risultati ottenuti per il parametro di regressione β , facendo notare come anche la deviazione standard associata diminuisca all'aumentare di N_C , ma soprattutto di R , passando da una zona rossa con un valore massimo di 1.0×10^{-2} ad una zona blu con un valore minimo di 1.3×10^{-3} .

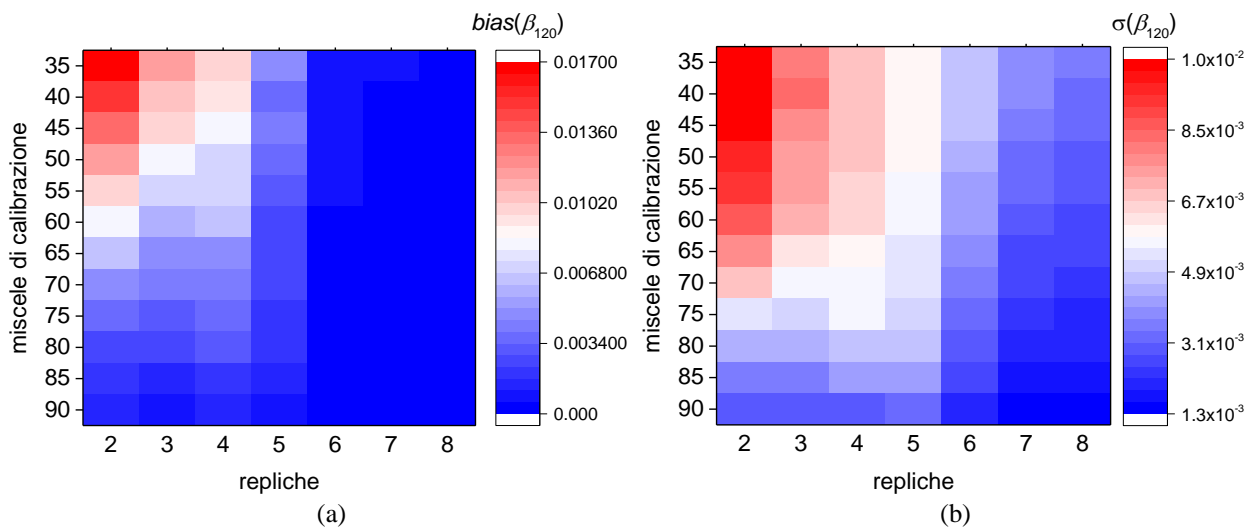


Figura 3.16. (a) Variazione del $\text{bias}(\beta_{120})$ al variare del numero di miscele di calibrazione e del numero di repliche per miscela, (b) variazione della deviazione standard della distribuzione dei parametri $\sigma(\beta_{120})$ al variare del numero di miscele di calibrazione e repliche per miscela.

Per concludere questa analisi si può dire che al fine di diminuire il bias parametrico, e quindi la variabilità, sia opportuno lavorare con almeno 80 miscele granulometriche, delle quali 70 per la calibrazione e 10 per la convalida, e 6 repliche per ogni miscela.

3.5 Conclusioni sulle prestazioni di stima in un sistema in movimento

È stata verificata la possibilità di predire la composizione granulometrica di una miscela mediante l'analisi d'immagine multivariata e multirisoluzione anche su un sistema di trasporto, come un nastro trasportatore, in movimento.

Rispetto al sistema stazionario analizzato da Facco et al., (2017), si è osservato che:

- aumentando la risoluzione delle immagini utilizzate, il contenuto informativo aumenta, soprattutto per gli intervalli granulometrici più piccoli, diminuendo quindi gli errori sulle stime granulometriche ponderali;
- aumentando da 5 a 8 il numero di repliche per ogni miscela aumentano le prestazioni di stima delle frazioni ponderali cumulate su tutti e tre gli intervalli considerati.

Esiste un limite sia sul numero minimo di miscele da progettare attraverso il DoE per la calibrazione e validazione del metodo, impostato a 80, sia sul numero delle repliche per ogni miscela, impostato a 6, affinché le prestazioni delle stime ponderali dei granulati sia soddisfacenti, e il modello PLS globale costruito sia stabile.

Utilizzare fotogrammi contigui del filmato acquisito nell'analisi non porta alcun beneficio rilevante, ma anzi peggiora le prestazioni dal punto di vista dei tempi di elaborazione, giustificando quindi l'utilizzo di soli fotogrammi non contigui, ottimizzando così i tempi generali.

Infine, l'algoritmo utilizzato è in grado di gestire, con limiti accettabili, situazioni non conformi allo standard, quali una segregazione controllata nel tempo e trasporti velocizzati, stimando le frazioni granulometriche in modo comunque soddisfacente.

Capitolo 4

Trasferimento di modello dal sistema statico al sistema in movimento

In questo Capitolo si mostrano i risultati ottenuti da una preliminare analisi sul trasferimento di modello tra due sistemi di visione artificiale. In particolare si studia se sia possibile sfruttare l'informazione ottenuta per il sistema statico per calibrare il sistema di visione artificiale in movimento quando il numero di immagini di calibrazione disponibili per quest'ultimo sia limitato. Nel Capitolo sono mostrati tre differenti approcci (tutti e tre basati sulla modellazione JY-PLS) ed i risultati ottenuti con ognuno.

4.1 Obiettivo e problematiche del trasferimento di sistemi di visione artificiale

L'obiettivo di questa analisi è quello di valutare la possibilità di utilizzare il modello di un sistema di visione artificiale calibrato in condizioni statiche su un elevato numero di miscele, per costruire il sistema di visione artificiale in movimento quando siano disponibili solo poche miscele (immagini) per la calibrazione indipendente di questo. L'ipotesi di fondo è che ciò possa essere utile fintantoché non si dispone di un sufficiente numero di miscele per la calibrazione del modello nel sistema in linea. La differenza principale tra i due sistemi di visione artificiale analizzati, a parte le condizioni di acquisizione, sono appunto gli indici di tessitura estratti dalle immagini. Nel sistema statico le immagini sono acquisite ad una risoluzione inferiore rispetto a quello in movimento, implicando valori degli indici di tessitura di un determinato intervallo granulometrico differenti da quelli di un'immagine acquisita nel sistema in movimento, che sono a risoluzione maggiore, ancorché rappresentino una scena di dimensioni più limitate. Inoltre, il numero di repliche R per miscela utilizzate nelle analisi è differente ($R=5$ per il sistema stazionario e $R=8$ per il sistema dinamico). Le due matrici contenenti gli indici di tessitura differenti risultano per il sistema statico \mathbf{X}^{st} [100 miscele \times 144 indici \times 5 repliche], per il sistema in movimento \mathbf{X}^{mov} [100 miscele \times 144 indici \times 8]. Le variabili comuni sono contenute nelle matrici \mathbf{Y}'' , dove sono descritti gli intervalli granulometrici ponderali delle miscele analizzate, e sono definite come \mathbf{Y}''^{st} [100 \times 3] e \mathbf{Y}''^{mov} [100 \times 3].

4.2 Analisi JY-PLS

Innanzitutto si è provato a fare la predizione delle \mathbf{Y}^{mov} da un modello calibrato unicamente su \mathbf{X}^{st} e \mathbf{Y}^{st} , ma l'eccessiva diversità dei due sistemi, in termini di strutture correlative tra indici di tessitura (con l'utilizzo di sole 5 repliche per entrambi i sistemi) ha restituito errori sulle stime granulari maggiori del 60%, non riportati qui per motivi di brevità.

Si è quindi valutata la possibilità di effettuare un trasferimento di modello mediante l'analisi joint-Y-PLS (JY-PLS), utilizzando la metodologia dei modelli adattativi (Facco et al., 2010), mediante i quali, il modello costruito su \mathbf{X}^{st} e \mathbf{Y}^{st} viene aggiornato con l'aggiunta di \mathbf{X}_C^{mov} e \mathbf{Y}_C^{mov} , dove C rappresenta il numero di miscele aggiunte dal sistema in movimento utilizzate per la calibrazione ($C = 2, 3, 4, 5, \dots, 90$). Lo scopo è creare, con i dati provenienti dal sistema statico (Facco et al.; 2017) un modello JY-PLS adattativo di predizione del sistema in linea autosufficiente. Gli approcci utilizzati per verificare la fattibilità del trasferimento di modello sono tre:

- approccio 1: costruzione di un modello JY-PLS globale con tutte le miscele di \mathbf{X}^{st} e le (poche) miscele \mathbf{X}_C^{mov} disponibili, aggiunte in modo adattativo alla calibrazione. Il modello viene convalidato su 10 miscele selezionate in maniera casuale dalle miscele del sistema a particelle mobili;
- approccio 2: una volta costruito il modello JY-PLS globale come nell'approccio 1, si costruisce un modello JY-PLS locale. I vicini selezionati per la modellazione locale sono i 30 *scores* (sia del sistema statico \mathbf{T}^{st} che di quello in movimento \mathbf{T}_C^{mov}) più vicini al valore proiettato della immagine di convalida. Quando C è minore di 30 vengono selezionati tutti i \mathbf{T}_C^{mov} . Il modello viene convalidato con 10 miscele selezionate in maniera casuale dalle miscele del sistema a particelle mobili;
- approccio 3: una volta costruito il modello JY-PLS globale come nell'approccio 1, si costruisce ancora una volta un modello JY-PLS locale. Il criterio per la selezione dei vicini è basato sulla distanza della predizione $\hat{\mathbf{y}}_{new}^{mov}$ (Equazione 1.34) dalle miscele \mathbf{Y}_C^{mov} e \mathbf{Y}^{st} . Il numero dei vicini selezionati è sempre 30, e quando C è minore di questo valore vengono selezionate tutte le miscele \mathbf{Y}_C^{mov} . Il modello viene convalidato con 10 miscele selezionate in maniera casuale dalle miscele del sistema a particelle mobili.

Di seguito vengono mostrati i risultati ottenuti con questi approcci.

4.2.2 Risultati

I risultati del primo approccio sono mostrati in Figura 4.1, dove le prestazioni vengono valutate in termini di medie assolute degli errori di stima delle frazioni ponderali cumulate.

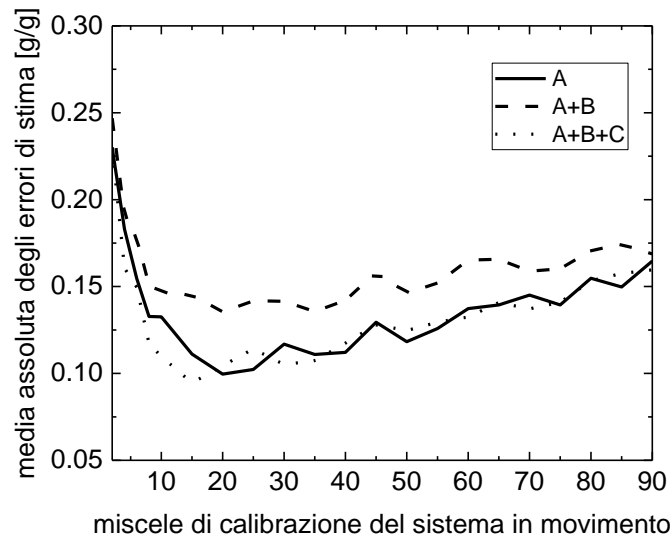


Figura 4.1. Andamenti delle medie assolute degli errori di stima delle frazioni granulometriche ponderali al variare del numero di miscele di calibrazione del sistema in movimento calcolati con l'approccio 1.

La Figura mostra un andamento discendente fino a un valore di $C = 20$, dove le prestazioni migliori si ottengono tra le 10 e le 30 miscele di calibrazione del sistema in movimento con un errore delle stime granulometriche tra il 10 e il 15%, per poi aumentare leggermente stabilizzandosi a valori d'errore leggermente più alti man mano che le miscele di \mathbf{X}_C^{mov} vengono aggiunte nella calibrazione.

Gli altri due approcci valutati sono basati sul calcolo di un modello JY-PLS locale costruito mediante due diverse procedure, ed i risultati sono mostrati in Figura 4.2.

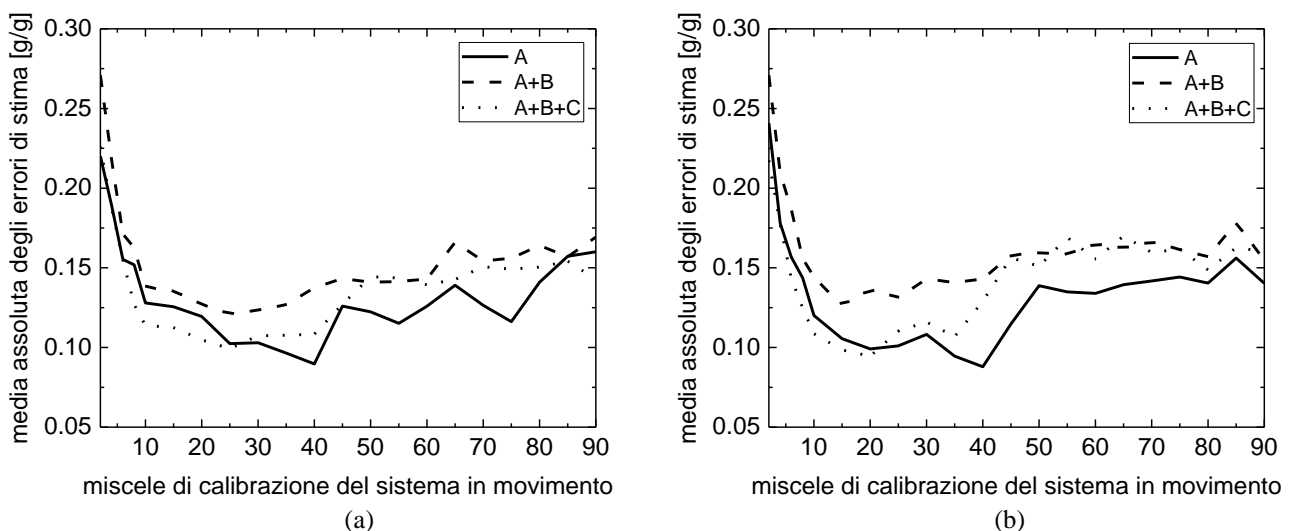


Figura 4.2. Andamenti delle medie assolute degli errori di stima delle frazioni granulometriche ponderali al variare del numero di miscele di calibrazione del sistema in movimento calcolate mediante PLS locali costruiti: (a) sugli scores del modello (approccio 2), (b) sulle frazioni ponderali cumulate delle miscele (approccio 3).

La Figura 4.2a mostra come il modello JY-PLS locale costruito mediante l'approccio 2 non porti miglioramenti significativi, restituendo le migliori prestazioni di stima in termini di errore tra le 10 e le 30 miscele di calibrazione del sistema in movimento, dove gli errori variano da 10 a 14% sulle stime ponderali. Stesse considerazioni per l'approccio 3 (Figura 4.2b). In entrambe le Figure si nota lo stesso andamento, dove per poche miscele di calibrazione si hanno buone prestazioni in termini di errori di stima, e per un numero più elevato di miscele gli errori si stabilizzano a valori leggermente più alti. Questo è dovuto al fatto che l'utilizzo di poche miscele di calibrazione permette l'estrazione di pochi dati, aumentando la specificità di questi e fornendo quindi informazioni più dettagliate; l'utilizzo di un numero maggiore di miscele per la calibrazione porta all'estrazione di un numero considerevole d'informazioni causando la perdita di specificità.

Dalla Figura 4.2 si nota come, anche costruendo un modello JY-PLS locale, non ci siano miglioramenti sufficienti per preferire un approccio rispetto ad un altro. Anche attraverso questi modelli l'errore medio assoluto sulle stime granulari ponderarli risulta minimo in un intervallo tra 10 e 30 miscele di calibrazione del sistema in movimento.

4.2 Confronto

Per valutare l'effettiva utilità del trasferimento di modello nei due sistemi si sono confrontate le prestazioni di stima dei diversi intervalli granulometrici con un modello PLS globale adattativo interamente costruito con le miscele del sistema in movimento, calibrato con massimo 30 miscele e convalidato sempre mediante 10 miscele, selezionate in modo casuale. I risultati di questo confronto, valutati mediante il MAE, sono mostrati in Figura 4.3.

La Figura 4.3 mostra in tutti e tre gli intervalli granulometrici un netto vantaggio del modello PLS globale calibrato esclusivamente sulle miscele del sistema a particelle mobili (linea rossa) rispetto ai modelli JY-PLS. Gli errori di stima calcolati mediante il PLS globale sulle sole immagini del sistema in movimento sono: 10% sull'intervallo A, il 10% sull'intervallo A+B ed il 5% sull'intervallo A+B+C. Anche utilizzando solo 30 miscele di calibrazione, il modello è perfettamente in grado di predire, con sufficiente accuratezza, le stime ponderali presenti nelle miscele. Le prestazioni di questo modello risultano essere migliori rispetto agli approcci JY-PLS, non giustificandone lo sforzo computazionale richiesto per costruirli.

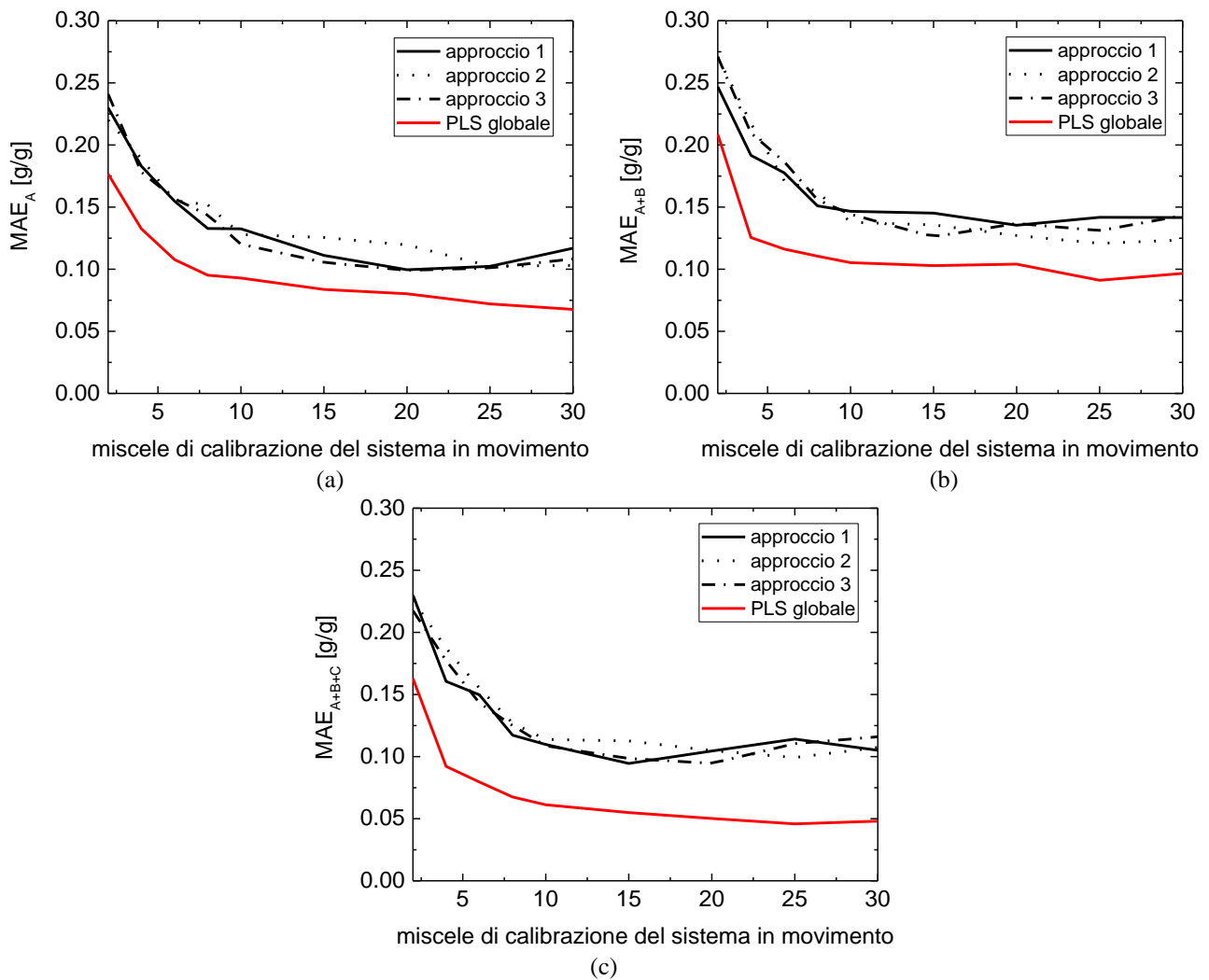


Figura 4.3. Andamenti delle medie assolute degli errori di stima sui tre intervalli granulometrici ((a) A, (b) A+B (c), A+B+C) calcolati mediante i tre approcci JY-PLS, e confrontati con il modello PLS globale costruito unicamente con le miscele del sistema a particelle mobili (linea rossa).

4.3 Conclusioni

In questo Capitolo è stata valutata la possibilità di trasferire il modello di stima della PSD da un sistema statico ad un sistema in movimento.

I risultati preliminari mostrano che le prestazioni del modello trasferito sono inferiori rispetto alla costruzione di un modello PLS indipendente calibrato direttamente sul sistema in movimento.

Infine si nota come, anche con un numero di miscele inferiori al minimo consigliato (70 per la calibrazione), il sistema in movimento adattativo sia in grado di stimare le frazioni granulometriche ponderali delle miscele con prestazioni superiori ai sistemi JY-PLS calibrati con l'aiuto dei dati provenienti dal sistema statico, restituendo sempre errori di stima al di sotto dell'intervallo di discretizzazione del DoE. La motivazione di questo risiede nell'eccessivo divario, in termini di strumentazioni utilizzate e immagini acquisite, come pure nella notevole differenza d'informazioni estratte dal sistema di visione artificiale. L'utilizzo di anche solo poche immagini di calibrazione

permette di costruire modelli di regressione buoni per le stime degli intervalli granulari in quanto in una singola immagine il contenuto informativo è molto elevato e la specificità dell'informazione estratta è peculiare per la costruzione del modello di stima.

Considerazioni conclusive

In questa Tesi è stato sviluppato un sistema di visione artificiale (con relativo apparato sperimentale) per la stima della distribuzione granulometrica di miscele granulari su un sistema in movimento a nastro trasportatore utilizzando tecniche di analisi d'immagine multivariate e multirisoluzione.

Il lavoro di Tesi si è svolto in due parti: l'assemblaggio dell'apparato sperimentale e lo sviluppo del modello per l'analisi dell'immagine.

La prima parte è costituita dalla progettazione e assemblaggio dell'apparato sperimentale, composto da un sistema di trasporto e dal relativo sistema di visione artificiale. La miscela granulare di cellulosa microcristallina impiegata nello studio è stata ottenuta per granulazione ad umido. In particolare, sono state granulate 100 differenti miscele, ed esse sono state impiegate per la calibrazione e la convalida del modello di stima. Le caratteristiche delle miscele da granulare sono state determinate mediante una metodologia di progettazione degli esperimenti a riempimento spaziale nota come algoritmo di Kennard-Stone (Montgomery, 2009; Kennard et al., 1969).

La seconda parte dello studio è stata la messa a punto e la verifica delle prestazioni del modello di stima. Ciascuna miscela è stata caratterizzata mediante fotogrammi di un filmato ottenuto dalla telecamera digitale, e ogni fotogramma non contiguo, definito replica, è stato successivamente analizzato attraverso decomposizione multirisoluzione mediante *wavelet*, estrazione di indici di tessitura dalle immagini decomposte, costruzione di un modello correlativo multivariato di stima locale.

I risultati ottenuti evidenziano non solo la possibilità di utilizzare questa metodologia su miscele in movimento (gli errori di stima sono tipicamente del 5%), ma anche che è possibile migliorare ulteriormente le prestazioni aumentando il numero delle repliche selezionate dal filmato acquisito e utilizzando immagini a risoluzione maggiore. La risoluzione maggiore permette di estrarre indici di tessitura anche alle scale di decomposizione più alte dell'analisi *wavelet*, portando un maggiore contenuto informativo complessivo.

Sono state inoltre effettuati ulteriori studi variando alcuni dei parametri del nastro trasportatore. È stato valutato, ad esempio, come le prestazioni di stima delle distribuzioni granulometriche non vengano pregiudicate dal fenomeno della segregazione, né dall'aumentare della velocità del nastro trasportatore (da 8 cm/s a 16 cm/s circa).

È stata valutata la stabilità del modello di stima al variare del numero di miscele utilizzate per la sua calibrazione e del numero di repliche per ogni miscela utilizzata. Per ottenere prestazioni ottimali nella stima delle distribuzioni granulometriche ponderali cumulate il numero di miscele indicato è 80

(70 di calibrazione e 10 di convalida) con 6 repliche per ogni miscela. Aumentare questi parametri oltre i valori utilizzati (100 miscele e 8 repliche) non porta miglioramenti importanti in quanto le predizioni sulle PSD si assestano ad un valore minimo già alle impostazioni minime.

Infine è stata analizzata la possibilità di trasferire su un sistema in movimento il modello di regressione calibrato su un sistema statico. Le prestazioni ottenute non giustificano lo sforzo computazionale.

Possibili sviluppi futuri dello studio riguardano: lo sviluppo di nuove metodologie di analisi dell'immagine basate sulla matrice di co-occorrenza (*grey level co-occurrence matrix*); l'utilizzo di sistemi di trasporto diversi (come ad esempio uno scivolo) ed un eventuale studio approfondito sul trasferimento di modello, dal sistema in statico a quello in movimento.

Appendice

Figure e codici contenuti nella tesi

Nell'Appendice vengono riportate le Tabelle che forniscono una lista delle Figure presenti nei Capitoli della Tesi, reperibili nella cartella `\tesi\MS\figure`. Inoltre sono riportati i codici di calcolo contenuti nella Tesi. Essi sono *file* .m e sono reperibili nella cartella `\tesi\MS\Matlab`.

A.1 Figure del Capitolo 1

In Tabelle A.1 sono riportati i riferimenti delle Figure del Capitolo 1.

Tabella A.1. *Figure del Capitolo 1.*

Figura	File
Figura 1.1	Figura 1.1 - Schema.vsdX
Figura 1.2	Figura 1.2 - DoE.vsdX
Figura 1.3	Figura 1.3 - Immagini Digitali.vsdX
Figura 1.4	Figura 1.4 - Wavelet Bidimensionali.vsdX
Figura 1.5	Figura 1.5 - Estrazione indici.vsdX
Figura 1.6	Figure 1.6,1.7,1.8 - Unfolding.vsdX
Figura 1.7	Figure 1.6,1.7,1.8 - Unfolding.vsdX
Figura 1.8	Figure 1.6,1.7,1.8 - Unfolding.vsdX

A.2 Figure del Capitolo 2

In Tabelle A.2 sono riportati i riferimenti delle Figure del Capitolo 2.

Tabella A.2. *Figure del Capitolo 2.*

Figura	File
Figura 2.1a	Figura 2.1a - telecamera.jpg
Figura 2.1b	Figura 2.1b - LED.jpg
Figura 2.2a	Figura 2.2a - Impianto.jpg
Figura 2.2b	Figura 2.2b - Inverter.jpg
Figura 2.3	Figura 2.2b - Inverter.jpg
Figura 2.4	Figura 2.4 - DoE_sperimentale.opj

Figura 2.5a	Figura 2.5a - Inizio.bmp
Figura 2.5b	Figura 2.5b - Fine.bmp
Figura 2.6a	Figura 2.6a - puro.bmp
Figura 2.6b	Figura 2.6b.bmp
Figura 2.6c	Figura 2.6c.bmp
Figura 2.6d	Figura 2.6d.bmp
Figura 2.6e	Figura 2.6e.bmp

A.3 Figure del Capitolo 3

In Tabelle A.3 sono riportati i riferimenti delle Figure del Capitolo 3.

Tabella A.3. *Figure del Capitolo 3.*

Figura	File
Figura 3.1	Figura 3.1,3.2 - Modello Locale.opj
Figura 3.2	Figura 3.1,3.2 - Modello Locale.opj
Figura 3.3	Figura 3.3,3.4 - Risultati.opj
Figura 3.4	Figura 3.3,3.4 - Risultati.opj
Figura 3.5	Figura 3.5 - Immagini sovrapposte.vsdX
Figura 3.6	Figura 3.6,3.7 - Immagini sovrapposte.opj
Figura 3.7	Figura 3.6,3.7 - Immagini sovrapposte.opj
Figura 3.8a	Figura 3.8a.bmp
Figura 3.8b	Figura 3.8b.bmp
Figura 3.9	Figura 3.9 - seg.opj
Figura 3.10	Figura 3.10 - ImVEL vs ImSTD.vsdX
Figura 3.11	Figura 3.11 - vel.opj
Figura 3.12	Figura 3.12 - Errori.opj
Figura 3.13	Figura 3.13 - VIP.opj
Figura 3.14	Figura 3.14 - Beta(1,2).opj
Figura 3.15	Figura 3.15 - Weights(1,2).opj
Figura 3.16a	Figura 3.16a - Bias_beta.opj
Figura 3.16b	Figura 3.16b - DS.opj

A.4 Figure del Capitolo 4

In Tabelle A.4 sono riportati i riferimenti delle Figure del Capitolo 4.

Tabella A.4. *Figure del Capitolo 4.*

Figura	File
Figura 4.1	Figure 4.1,4.2 - JY-PLS.opj
Figura 4.3	Figure 4.1,4.2 - JY-PLS.opj
Figura 4.3	Figura 4.3 - CONFRONTI.opj

A.5 Codici di calcolo

Nelle tabelle a seguire sono riportati i codici di calcolo e i *file* da cui sono presi i relativi dati di *input*, con una breve descrizione delle funzionalità.

Tabella A.5 *Codici di calcolo per il Capitolo 2.*

Codici di calcolo	Dati di input	Descrizione
DOE.m	-	Codice per la progettazione delle miscele utilizzate nella sperimentazione

Tabella A.6 *Codici di calcolo per il Capitolo 3.*

Codici di calcolo	Dati di input	Descrizione
Analisi_Immagine.m	Immagini Tesi/ Calibrazione Modello (file.bmp)	Codice per l'estrazione degli indici di tessitura dalle immagini di ogni miscela
Immagini_contigue.m		
PLS.m	Indici di tessitura.mat	Codice per la creazione del modello PLS locale per la stima delle frazioni granulometriche
PLS_CONTIGUE.m		
Estrattore_Immagini.m	Immagini Tesi /Segregazione (file.bmp)	Codice per la selezione d'immagini da ogni miscela segregata
PLS_Segregazione.m	X_seg.mat Indici_di_tessitura.mat	Codice per la creazione del modello PLS locale per la stima delle frazioni granulometriche dalle immagini segregate
Mix_Diff_Vel.m	Immagini Tesi/Differenti Velocità (file.bmp)	Codice per l'estrazione degli indici di tessitura dalle immagini a velocità maggiore di ogni miscela
PLS_vel.m	X_v.mat Indici_di_tessitura.mat	Codice per la creazione del modello PLS locale per la stima delle frazioni

		granulometriche dalle immagini a velocità maggiore
Sensitivita_completa.m	Indici_di_tessitura.mat	Codici per lo studio della variabilità del MAE e dei parametri “importanti”
VIP2.m		

Tabella A.7 Codici di calcolo per il Capitolo 4.

Codici di calcolo	Dati di input	Descrizione
PLS1.m	XA.mat	Codici per la costruzione dei diversi modelli di regressione adattativi basati sulla PLS
PLS3.m	XB.mat	
JPLScompleta.m	XA.mat	Codici per la costruzione di modelli di regressione adattativi basati sulla JY-PLS
JYPLSmsw.m	XB.mat	
JYPLSscorenn.m		
PLS_30cal.m	XB.mat	Codice per la creazione di un modello di regressione adattativo con 30 miscele di calibrazione del sistema dinamico basato sulla PLS

Riferimenti bibliografici

- Addison, P. S. (2002). *The illustrated wavelet transform handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance*. Taylor & Francis, New York (U.S.A).
- Facco, P., Bezzo, F., e Barolo, M. (2010). Nearest-Neighbor Method for the Automatic Maintenance of Multivariate Statistical Soft Sensors in Batch Processing. *Ind. Eng. Chem. Res*, **49**, 2336-2347.
- Facco, P., Masiero, A., Bezzo, F., Barolo, M., e Beghi, A. (2011). Improved multivariate image analysis for product quality monitoring. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **109**, 42-50.
- Facco, P., Santomaso, A., e Barolo, M. (2017). Artificial vision system for particle size characterization from bulk materials. *Chemical Engineering Science*, **164**, 246-257.
- Facco, P., Tomba, E., Bezzo, F., Garcia-Munoz, S., e Barolo, M. (2012). Transfer of Process Monitoring Models between Different Plants Using Latent Variable Techniques. *Ind. Eng. Chem. Res.*, **49**, 7372-7339.
- Facco, P., Tomba, E., Roso, M., Modesti, M., Bezzo, F., e Barolo, M. (2010). Automatic characterization of nanofiber assemblies by image texture analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **103**, 66-75.
- Geladi, P., e Kowalski, B. (1986). Partial least-square regression: a Tutorial. *Analytica Chimica Acta*, **185**, 1-17.
- Gosselin, R., Rodrigue, D., e Duchesne, C. (2009). A Bootstrap-VIP approach for selecting wavelength intervals in spectral imaging applications. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **100**, 12-21.
- Ivenson, S. M., Litster, J. D., Hapgood, K., e Ennis, B. J. (2001). Nucleation, growth and breakage phenomena in agitated wet granulation processes: a review. *Powder Technology*, **117**, 3-39.
- Kennard, R., e Stone, L. (1969). Computer Aided Design of Experiments. *Technometrics*, **11**, 137-148.
- Mehmood, T., Liland, K. H., Snipen, L., e Sabo, S. (2012). A review of variable selection methods in Partial Least Squares Regression. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **118**, 62-69.
- Montgomery, D. C. (2009). *Design and Analysis of Experiments*. John Wiley and Son, New York (U.S.A.).

- Munoz, S. G., MacGregor, J. F., e Kourti, T. (2005). Product transfer between sites using Joint-Y PLS. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **79**, 101-114.
- Nalesso, S. (2013). Studio sperimentale della cinetica di agglomerazione in granulatori orbitali attraverso l'utilizzo di tecniche di analisi d'immagine. *Tesi di Laurea in Ingegneria Chimica e dei Processi Industriali*, DII, Università di Padova.
- Nalesso, S., Codemo, C., Franceschinis, E., Realdon, N., Artoni, R., e Santomaso, A. C. (2015). Texture analysis as a tool to study the kinetics of wet agglomeration processes. *International Journal of Pharmaceutics*, **485**, 61-69.
- Tomba, E. (2009). Tecniche di analisi multivariata di immagine per il monitoraggio della qualità di membrane a base di nanofibre polimeriche. *Tesi di Laurea in Ingegneria Chimica per lo Sviluppo Sostenibile*, DIPIC, Università di Padova.
- Wise, B. M., e Gallagher, N. B. (1996). The process chemometrics approach to process monitoring and fault detection. *J. Process Control*, **6**, 329-347.
- Yitzhaky, Y., e Kopeika, N. S. (1997). Identification of Blur Parameter from Motion Blurred Images. *Graphical Model and Image Processing*, **59**, 310-320.

Siti web

<http://www.moduasm.com/en/>

(ultimo accesso: 10/2/2017)

Ringraziamenti

Arrivato a questo punto mi sento in obbligo di ringraziare con il profondo del cuore tutte le persone che mi hanno aiutato a concludere questo importante periodo della mia vita.

Innanzitutto ringrazio il Prof. Barolo, il quale mi ha permesso di concludere il mio percorso di studi con questo stimolante lavoro di tesi e mi ha fatto capire l'importanza di lavorare in modo chiaro e puntuale, senza tanti fronzoli. Ringrazio inoltre il Prof. Santomaso, per tutti i suoi consigli in laboratorio e per la sua spensieratezza contagiosa nel risolvere i problemi.

Un grande grazie a Pierantonio, sempre presente, sempre pronto ad aiutare e a discutere di nuove metodologie, il quale mi ha insegnato l'importanza degli sforzi per arrivare alla propria meta. Un grazie va anche a tutto il CAPE- lab con il quale ho condiviso quest'ultimo periodo universitario, ma soprattutto la pausa caffè, grazie Christopher, Riccardo, Andrea, Federico.

Grazie ai compagni di corso Antonio, Simone e Davide, per aver condiviso con me i momenti migliori dell'università, per tutte le relazioni fatte e per lo studio condiviso.

Grazie a mamma Maria e papà Alessandro per il supporto ricevuto in tutti questi anni. Grazie anche ai miei fratelli, con i quali ho condiviso l'ansia e la gioia degli esami, grazie Chiara, Sara, Edoardo, Emma e Francesco. Grazie a tutti i parenti e cugini, ma soprattutto grazie a nonna Adelina, che ha sempre creduto in me, sostenendomi con la sua contentezza incrollabile.

Grazie Marta, per spronarmi a fare del mio meglio, per aiutarmi nei momenti più difficili e gioire con me nelle conquiste ottenute, sempre.

Un grazie in particolare va a Francesco e Franco, amici d'infanzia, che ancora oggi mi supportano a modo loro, con i quali ho condiviso gran parte delle mie esperienze.

Grazie a tutti i compagni di appartamento Luigi, Andrea, Marco, Marco, Nicola, Alice, Sarah, Federico e Riccardo.

Grazie agli amici di Valdagno, a tutti quanti.