



Università degli Studi di Roma

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Dottorato in Ingegneria Idraulica XXIII Ciclo

**SVILUPPO DI TECNICHE DI ANALISI
D'IMMAGINE
PER LA DESCRIZIONE LAGRANGIANA
DEL CAMPO DI MOTO**

Dottorando:
Luca Shindler

Tutor:
Prof. Antonio Cenedese

Co-Tutor:
Ing. Monica Moroni

Sessione Novembre 2010

Indice

1	Introduzione	1
2	Particle Tracking Velocimetry	5
2.1	Identificazione e calcolo del baricentro delle particelle	6
2.1.1	Descrizione degli algoritmi di segmentazione	7
2.1.2	Descrizione degli algoritmi per il calcolo del baricentro	10
2.2	Ricostruzione stereoscopica	12
2.3	Particle Tracking	15
2.3.1	Algoritmi 2-Frame	17
2.3.2	Algoritmi Multi-Frame	22
2.4	Calcolo delle velocità	25
3	Generazione di immagini sintetiche	29
3.1	Che cos'è un'immagine?	30
3.2	Simulazione dello sfondo	31
3.3	Simulazione delle particelle	33
3.3.1	Limite di diffrazione delle particelle	34
3.4	Simulazione numerica del campo di moto	37
3.4.1	Canyon urbano	37
3.4.2	Vortice di Burgers	41
3.5	Immagini standard della VSJ	43
3.5.1	Il campo di velocità	43
3.5.2	I parametri per la generazione delle immagini	45
4	Sviluppo della tecnica Feature Extraction per l'identificazione delle particelle: descrizione e validazione	47
4.1	L'algoritmo Feature Extraction	48
4.1.1	Good Feature to Track	51
4.2	Risultati e confronti	54
4.2.1	Densità del tracciante	55
4.2.2	Raggio medio delle immagini delle particelle	58

4.2.3	Intensità media dello sfondo	60
4.2.4	Rumore di fondo	62
4.2.5	Analisi delle immagini VSJ	65
4.2.6	Riepilogo	67
5	Sviluppo di un algoritmo 2F-PTV con adattività spaziale e temporale: descrizione e validazione	69
5.1	Adattività spaziale	70
5.2	Adattività temporale	72
5.2.1	Tecnica di estrapolazione	74
5.2.2	Tecnica di frame-gap	75
5.3	Risultati e confronti: caso 2D	77
5.3.1	2F-EPS vs PCSS	77
5.3.2	MF-EPS vs 2F-EPS	83
5.3.3	Confronti con algoritmi consolidati	88
5.4	Risultati e confronti: caso 3D	90
6	Sviluppo di una tecnica spazio-temporale per la ricostruzione stereoscopica	93
6.1	Matching spazio-temporale	94
6.2	Risultati e discussioni	95
7	Applicazione delle tecniche sviluppate a casi di interesse ambientale	99
7.1	Caso 2D: corrente catabatica	100
7.1.1	Risultati e conclusioni	102
7.2	Caso 3D: strato limite convettivo	108
7.2.1	Risultati e conclusioni	111
7.3	Caso 3D-Scala reale: l'esperimento STARFLAG	114
7.3.1	Risultati e conclusioni	115
8	Conclusioni	121
	Bibliografia	125

Elenco delle figure

2.1	Immagine sintetica e istogramma	7
2.2	Threshold locale: schematizzazione monodimensionale.	10
2.3	Sistemi di riferimento per il modello pinhole	13
2.4	Schema semplificato per la ricerca di corrispondenze tramite geometria epipolare	13
2.5	Rappresentazione schematica del New Relaxation	20
2.6	Rappresentazione schematica del Polar Coordinate System Similarity	22
2.7	Schema algoritmi multi-frame	24
3.1	(a) Andamento del coefficiente d'assorbimento; (b) immagine sintetica con sfondo variabile	32
3.2	Immagini sintetiche a (a) grana fine e (b) grana grossa	33
3.3	Funzione di Airy della distribuzione di intensità.	35
3.4	Distribuzione normalizzata monodimensionale della funzione di Airy e sua approssimazione con la funzione gaussiana.	36
3.5	Immagine PIV generata sinteticamente	37
3.6	Campo di moto del vortice di Hotchkiss e Harlow(1973)	38
3.7	Campo di moto del vortice di Burgers	42
3.8	Rappresentazione schematica del campo di moto simulato.	43
3.9	Distribuzione delle velocità nel piano x, y	44
3.10	Distribuzione del campo di velocità perpendicolare al piano x, y	44
3.11	Immagine standard della VSJ	45
4.1	Set di immagini con numero di particelle variabile: (a) 1000; (b) 2000; (c) 4000; (d) 8000.	56
4.2	Influenza della densità del tracciante (a) sul numero di particelle identificate, (b) sul numero di particelle identificate normalizzate rispetto al numero di particelle generate, (c) sulla reliability e (d) sul RMS_E per i diversi codici sviluppati.	56

4.3	PDF degli errori per la FE con fitting gaussiano e TL con media pesata	57
4.4	Set di immagini con raggio delle immagini delle particelle variabile	59
4.5	Influenza del raggio medio delle immagini delle particelle su: (a) numero di particelle identificate; (b) reliability; (c) RMS_E	59
4.6	Set di immagini con intensità media dello sfondo variabile (livelli di grigio): (a) 20; (b) 40; (c) 60; (d) 80	61
4.7	Influenza dell'intensità media dello sfondo su: numero di particelle identificate(a); reliability(b); RMS_E (c).	61
4.8	Sezioni orizzontali delle immagini (singola riga) con rumore di fondo variabile espresso in deviazione standard: (a) 1; (b) 2; (c) 4; (d) 8 pixel.	63
4.9	Influenza della deviazione standard del rumore di fondo su: (a) numero di particelle identificate; (b) reliability; (c) RMS_E	64
4.10	Baricentri identificati dalla FE con fitting gaussiano e dal TL con media pesata	65
4.11	(a) Numero di particelle identificate per i metodi FE e TL; (b) reliability per i metodi FE con fitting gaussiano e TL con media pesata.	66
5.1	Diagramma di flusso dell'algoritmo MF-EPS	73
5.2	Strategia frame-gap: (a) rappresentazione della particella <i>ghost</i> ; (b) particella identificata al frame $i + 1$ attraverso la seconda procedura di identificazione	76
5.3	Campo di moto ricostruito dal 2F-EPS con $\rho \approx 0.040$ ppp.	78
5.4	Andamento dello <i>yield</i> calcolato per tre classi di densità in funzione (a) del raggio R_h e (b) del numero di vicini P	79
5.5	(a) Grafico dell'andamento di R_{h-opt} per le diverse densità del tracciante e corrispondente fitting (a = 1.9, b = 0.5); (b) grafico dell'andamento di P_{opt} per le diverse densità del tracciante, con il corrispondente fitting (c = 4.2, d = 0.3) confrontato con l'andamento di P_h . R^2 è il coefficiente di correlazione	80
5.6	Confronto tra i valori di <i>yield</i> calcolati per il PCSS e il 2F-EPS per le diverse densità di tracciante considerate.	81
5.7	Campo di moto ricostruito con il (a) 2F-EPS e il (b) PCSS nel caso di distribuzione non uniforme del tracciante	82
5.8	Andamento dello <i>yield</i> per il PCSS e il 2F-EPS in funzione della deviazione standard della distribuzione delle particelle per due classi di densità	83

5.9	Sovrapposizione di 4 frame consecutivi per tre intervalli temporali (0 – 3; 23 – 26; 46 – 49) della serie 301B.	84
5.10	Parte delle traiettorie più lunghe di 20 frame ricostruite correttamente dal MF-EPS nel caso con rumore.	85
5.11	Istogramma delle traiettorie corrette più lunghe di 20 frame per il caso (a) senza rumore e (b) con rumore.	87
5.12	Traiettorie più lunghe di 40 frame per (a) il MF-EPS e (b) il 2F-EPS.	88
5.13	Andamento dello <i>yield</i> per il NN, l'NRX e l'ESS al variare del parametro Φ	92
6.1	Rappresentazione schematica con due viste della geometria delle rette epipolari per due frame consecutivi.	94
6.2	Vista 3D delle disposizioni stereoscopiche analizzate con dati sintetici. Le camere # 2 e # 3 coincidono per entrambe le disposizioni utilizzate.	96
6.3	Numero di particelle accoppiate al variare del numero di particelle per ciascuna vista, utilizzando uno o due step temporali, tre diverse tolleranze e la disposizione A delle camere.	98
6.4	Numero di particelle accoppiate al variare del numero di particelle per ciascuna vista, utilizzando uno o due step temporali, tre diverse tolleranze e la disposizione B delle camere.	98
7.1	Elementi dell'apparato sperimentale per la corrente catabatica	101
7.2	Primo frame della sequenza analizzata. In blu la ROI.	102
7.3	Traiettorie ricostruite con il MF-EPS più lunghe di 5 frame	104
7.4	Mappe di colore della velocità parallela al pendio utilizzando (a) la convoluzione con kernel gaussiano e (b) le differenze finite in avanti.	105
7.5	Mappe di colore della velocità perpendicolare al pendio utilizzando (a) la convoluzione con kernel gaussiano e (b) le differenze finite in avanti.	106
7.6	Profili di velocità verticale della corrente catabatica confrontati con il modello di Prandtl	108
7.7	Apparato sperimentale relativo alla simulazione dell'evoluzione dello strato limite convettivo (Dore et al 2009).	110
7.8	Immagini relative ad un stesso istante per le tre viste. Con il colore blu è evidenziata la ROI analizzata.	111
7.9	Particelle accoppiate e proiettate nei piani XZ (a sinistra) e YZ (a destra)	113

7.10	Profilo della varianza della velocità verticale normalizzando secondo la similarità dello strato di mescolamento.	114
7.11	Proiezioni dei vettori spostamento 3D sul piano X, Y all'interno di uno stormo tra due frame consecutivi.	118
7.12	Traiettorie degli storni per un numero di frame superiore a 10.	119
7.13	Proiezioni delle fluttuazioni di velocità 3D sul piano X, Y per lo stesso intervallo temporale della figura 7.11.	119
7.14	Coefficiente di correlazione $\rho(r)$, dato dalla normalizzazione di $R(r)$ per $R(0)$. ξ indica il valore di r per cui si ha il cambio di segno della funzione.	120
7.15	Coefficiente di correlazione $\rho_{sp}(r)$, dato dalla normalizzazione di $R_{sp}(r)$ per $R_{sp}(0)$. ξ_{sp} indica il valore di r per cui si ha il cambio di segno della funzione.	120

Elenco delle tabelle

4.1	Numero di particelle e corrispondente densità relative alle prove condotte.	55
4.2	Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con densità variabile.	55
4.3	Raggio medio delle immagini delle particelle relativo alle prove condotte.	58
4.4	Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con raggio medio variabile.	58
4.5	Intensità media dello sfondo relativa alle prove condotte. . . .	60
4.6	Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con intensità media variabile.	60
4.7	Deviazione standard del rumore di fondo per le diverse prove condotte.	62
4.8	Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con rumore di fondo variabile.	62
5.1	Dati caratteristici della serie 301	84
5.2	Parametri utilizzati per i due algoritmi EPS.	85
5.3	<i>Tracking ability</i> e lunghezza media delle traiettorie più lunghe di 20 frame per il 2-EPS e il MF-EPS	88
5.4	Confronto tra i diversi algoritmi di PTV proposti utilizzando i frame 0, 1 e 2 della serie 301 della VSJ.	89
5.5	Parametro Φ e spostamento $ x _{max}$ per 12 valori di Δt con i valori di tolleranza dell'algoritmo ESS.	92
6.1	Parametri di calibrazione interni ed esterni.	96
6.2	Parametri del vortice di Burgers.	97
7.1	Parametri degli algoritmi per l'identificazione delle particelle e per il tracking.	103
7.2	Parametri utilizzati per l'ESS con e senza frame-gap.	118

Capitolo 1

Introduzione

Sin dagli albori della scienza, l'osservazione visiva ha giocato un ruolo fondamentale. L'unica via per documentare i risultati di un esperimento era per via orale o attraverso scritti e disegni. Più di un secolo e mezzo fa l'invenzione della fotografia ha permesso di documentare oggettivamente i risultati degli esperimenti. La possibilità di sfruttare la fotografia come strumento di misura ha rivoluzionato alcune branche della scienza come la medicina, la biologia o l'idraulica. Nella meccanica dei fluidi sperimentale le prime tecniche di visualizzazione del fluido in oggetto, che sfruttavano foto o filmati, hanno permesso una conoscenza diretta di flussi complessi, nonostante l'impossibilità di estrarre misure quantitative. Oggigiorno, stiamo vivendo una seconda rivoluzione scatenata dal rapido sviluppo della fotonica e della tecnologia digitale che rende facilmente accessibile alle diverse comunità scientifiche, strumentazioni quali telecamere veloci ad alta risoluzione, personal computers e workstation. Tutto ciò favorisce il rapido sviluppo dell'analisi d'immagine trasformandola in un vero e proprio strumento scientifico.

Nel settore della meccanica dei fluidi, l'analisi d'immagine consente sia di avere informazioni locali, che di caratterizzare globalmente le strutture del flusso in esame. L'acquisizione di immagini digitali di particelle insemi-nanti il fluido in esame e la loro successiva analisi con efficienti algoritmi permette di ottenere misure del campo di moto e, contemporaneamente, una visualizzazione delle strutture caratteristiche senza perturbare il moto stesso.

Numerose tecniche di misura del campo di moto sono state sviluppate indipendentemente dall'analisi delle immagini: dalle misure puntuali di velocità con l'anemometria a filo caldo [King 1914] a quelle con l'anemometria Laser Doppler (LDA). Tali tecniche non consentono, con una singola misura, la visualizzazione diretta delle strutture istantanee e, nel caso dell'anemometria a filo caldo, risultano fortemente intrusive, ossia le misure effettuate risentono della presenza dello strumento di misura stesso. Nell'ambito dell'analisi d'immagine due filoni principali si sono sviluppati parallelamente. La tecnica euleriana Particle Image Velocimetry (PIV) e la tecnica lagrangiana Particle Tracking Velocimetry (PTV).

La PIV è diventata uno strumento molto diffuso sia a livello industriale che ingegneristico, ed è uno strumento ideale per caratterizzare sia strutture complesse del campo di moto medio che gli effetti della turbolenza. Assumendo che particelle vicine si muovano in modo simile, la PIV stima, attraverso la cross-correlazione di due immagini susseguenti [Adrian 1991] la velocità media di gruppi di particelle. Sebbene la PIV classica misuri solo due componenti della velocità nuovi sistemi, come la PIV stereoscopica o tomografica, sono in grado di ricostruire tutte e tre le componenti della velocità [Prasad 2000] [Elsinga et al 2006].

La PTV è una tecnica anch'essa ben consolidata [La Porta et al 2001] e consente di descrivere le proprietà del campo di moto attraverso la ricostruzione delle traiettorie delle singole particelle dalle quali è possibile estrarre statistiche lagrangiane. Queste possono essere calcolate anche a partire da un set di dati euleriani su grigliato regolare, ottenibile ad esempio dalla PIV, ma tale calcolo risulta meno accurato in quanto comporta l'integrazione nel tempo dei campi istantanei di velocità. La dispersione è un esempio di un fenomeno ben descritto dal punto di vista lagrangiano [Moroni e Cushman 2001]. In generale, in un sistema PTV tridimensionale sono tre gli step fondamentali. Il primo passo è l'identificazione delle singole particelle nello spazio delle immagini acquisite. Il secondo prevede la combinazione dell'informazione bidimensionale di più telecamere per ottenere tutte e tre le componenti del moto delle particelle all'interno del volume di misura. Infine, è necessario ricostruire il moto delle particelle nel tempo. Per un sistema bidimensionale,

invece, è sufficiente l'informazione di una sola telecamera, ovvero diventano indispensabili esclusivamente il primo e l'ultimo step.

I tre step sopradescritti possono essere affrontati in differenti modi che variano per accuratezza, precisione ed efficienza. In questo senso si sviluppa questo lavoro. Infatti, se da un lato i sistemi hardware di telecamere digitali e computers consentono di ottenere una quantità di dati ed informazioni sempre più elevate, dall'altro lato l'analisi delle immagini acquisite deve garantire, attraverso lo sviluppo di opportuni algoritmi, una sempre più elevata accuratezza. L'obiettivo principale della tesi è stato quello di sviluppare nuovi algoritmi e metodologie per un sistema 3D PTV, al fine di garantirne accuratezza, efficienza ed adattività. Sono state quindi eseguite una serie di prove con dati sintetici per validare gli algoritmi sviluppati e confrontarne le prestazioni con quelle di algoritmi di letteratura.

La tesi è così organizzata. Nel capitolo 2, verrà presentata una panoramica di diversi algoritmi di PTV a partire dall'identificazione delle singole particelle. Nel capitolo 3 verrà affrontato il problema della generazione di immagini e dati sintetici che simulano campi di moto turbolenti, strumento indispensabile per la validazione di nuove tecniche sviluppate. A tale scopo, oltre alle immagini qui create verranno descritte le immagini standard generate dalla Visualization Society of Japan [Okamoto et al 2000]. Nel capitolo 4 verrà presentato e descritto un nuovo algoritmo sviluppato per l'identificazione delle particelle e confrontato con altri algoritmi di letteratura appositamente sviluppati. Nel capitolo 5 verrà descritto l'algoritmo di tracking qui proposto ed i suoi vantaggi e limiti rispetto ad altri schemi di tracking, facendo uso sia di immagini che di dati sintetici. Il capitolo 6 verterà sugli aspetti relativi alla ricostruzione stereoscopica della posizione tridimensionale delle particelle attraverso la proposta di un metodologia spazio-temporale. L'intera catena di misura verrà infine utilizzata con misure di laboratorio per la simulazione di flussi di interesse ambientale al fine di valutarne l'applicabilità. Infine, nel Capitolo 8 verranno sintetizzati i diversi risultati ottenuti, e verranno quindi discussi i possibili sviluppi futuri che possano completare il lavoro fin qui svolto.

Capitolo 2

Particle Tracking Velocimetry

La Particle Tracking Velocimetry (PTV) è una delle più antiche tecniche di misura nel settore dell'analisi d'immagine applicata alla meccanica dei fluidi, ma è solo negli ultimi due decenni che lo sviluppo della tecnologia ha consentito di raggiungere un livello di misura dei campi di velocità con un'adeguata risoluzione spaziale e precisione. Due sono le principali caratteristiche che distinguono l'approccio basato sull'inseguimento di particelle assimilabili ad elementi di fluido rispetto alla Particle Image Velocimetry. In primo luogo la possibilità di ricostruire le traiettorie delle singole particelle consentendo una descrizione lagrangiana del campo di moto. Questo poiché il campo vettoriale si costruisce a partire dalle posizioni sparse delle particelle all'interno del dominio, a differenza delle tecniche di cross-correlazione che restituiscono campi di velocità su grigliati regolari, rendendo meno accurate eventuali statistiche lagrangiane [Cenedese e Querzoli 1997]. La seconda peculiarità dei metodi di tracking consiste nella semplicità di estensione degli stessi ad analisi tridimensionali con l'ausilio di tecniche stereoscopiche a partire da più telecamere [Maas et al 1993] [Malik et al 1993].

Lo sviluppo della tecnica ha vissuto una transizione passando da un'analisi completamente manuale dei dati [Chiu e Rib 1956], in cui l'operatore misurava le coordinate e definiva le corrispondenze, fino agli attuali sistemi avanzati, con l'ausilio di telecamere digitali e tecniche di processamento automatico. Notevoli sviluppi si sono avuti dopo il 1970, con Sullivan

(1971) che portò avanti misure di dispersione longitudinale all'interno di un canale. Nel 1984 Chang et al. presentarono tecniche stereoscopiche completamente automatizzate per l'inseguimento di particelle all'interno di un campo di moto turbolento. Gli anni novanta hanno visto notevoli sviluppi nei metodi fotogrammetrici 3D digitali attraverso 3 telecamere CCD sincronizzate [Maas et al 1993], [Malik et al 1993]. Attualmente si è arrivati a misurare fluttuazioni dell'accelerazione 3D, attraverso strumentazioni avanzate, in campi di moto con elevato numero di Reynolds [La Porta et al 2001], [Voth et al 2002]. Nonostante la PTV sia una tecnica fortemente consolidata, nella comunità scientifica non vi è accordo su quali siano gli algoritmi ottimali da utilizzare per ottenere misure accurate ed efficienti. In questo capitolo verrà data una panoramica dei diversi algoritmi di PTV a partire dalla fase di identificazione delle particelle, passando per la ricostruzione 3D ed infine affrontando il problema del tracking temporale.

2.1 Identificazione e calcolo del baricentro delle particelle

L'accuratezza di un sistema di PTV è fortemente legata al metodo con cui vengono individuate le singole particelle inseedanti il fluido oggetto di studio e successivamente determinate le coordinate del baricentro. Queste due fasi devono soddisfare criteri di accuratezza, di efficienza, in relazione ai tempi di calcolo, ed infine di robustezza tenendo conto dell'inevitabile presenza di rumore nelle immagini.

La fase di identificazione delle particelle può essere semplicemente affrontata attraverso la binarizzazione delle immagini, individuando un valore di soglia (threshold), che permetta di separare lo sfondo (scuro) dalle particelle (bianche). Ossia, i pixel dell'immagine con intensità superiore alla soglia manterranno inalterato il loro valore e per i pixel con intensità inferiore si avrà l'annullamento del livello di grigio. Successivamente pixel tra loro adiacenti lungo le due direzioni x,y verranno associati alla stessa particella. Tale approccio va sotto il nome di threshold globale e presenta l'inconveniente di

considerare un'unica soglia per l'intera immagine ed eventualmente per una serie di frame acquisiti. Una volta identificata la particella sarà necessario calcolarne il baricentro in termini di coordinate immagine. Il metodo più semplice è quello di identificare il pixel con il valore del livello di grigio più elevato. Tale metodo sarebbe computazionalmente rapido ma peccherebbe in termini di accuratezza. Nei paragrafi successivi verranno descritti diversi algoritmi proposti in letteratura relativamente al threshold ed al calcolo del baricentro con accuratezza del sub-pixel.

2.1.1 Descrizione degli algoritmi di segmentazione

Il metodo di Otsu

Tale algoritmo si basa sul concetto di threshold ottimale e quindi dipendente dalle caratteristiche dell'immagine. Considerando l'immagine riportata nella figura 2.1 e il suo relativo istogramma, si potrebbe adottare come soglia il valore del livello di grigio corrispondente al punto di minimo che separa i due massimi (assoluto e relativo), corrispondenti allo sfondo e alle particelle. Il valore di soglia T sarà così tanto più corretto, tanto più strette sono le due classi, ovvero nel caso ideale di sfondo esente da rumore, particelle con elevato valore del livello di grigio e in numero elevato.

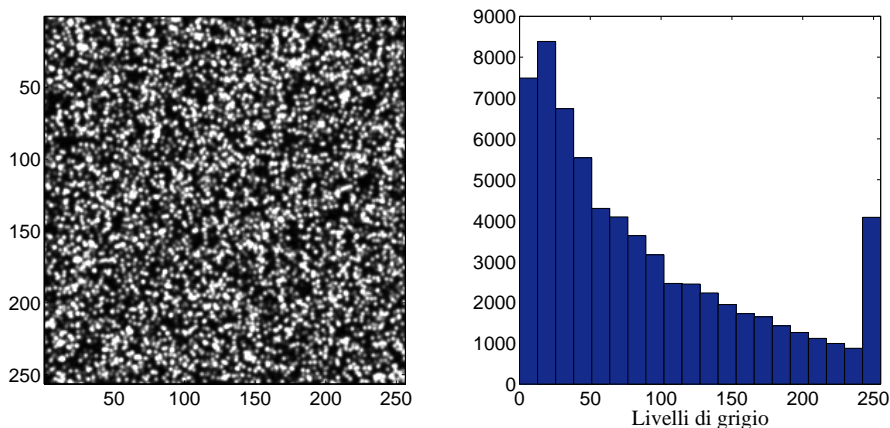


Figura 2.1: Immagine sintetica e istogramma dei livelli di grigio.

Non essendo possibile modificare le distribuzioni (PDF) dell'intensità luminosa dell'immagine, si può cercare di minimizzare la cosiddetta varianza combinata. Si definisca quindi la *within-class variance*, σ_w^2 , come la somma pesata delle varianze di ciascuna classe [Otsu 1979]:

$$\sigma_w^2(T) = n_{bg}(T)\sigma_{bg}^2(T) + n_{fg}(T)\sigma_{fg}^2(T), \quad (2.1)$$

essendo,

- $n_{bg}(T) = \sum_{g=0}^T p(g)$, con p la probabilità associata a ciascun livello di grigio g dell'immagine;
- $n_{fg}(T) = \sum_T^{Q-1} p(g)$, con Q il numero di livelli di grigio;
- $\sigma_{bg}^2(T)$, la varianza della PDF relativa allo sfondo;
- $\sigma_{fg}^2(T)$, la varianza della PDF relativa alle particelle.

Se si sottrae ora la σ_w^2 alla varianza globale, σ^2 , della distribuzione di probabilità dei livelli di grigio dell'immagine e introducendo la media della distribuzione complessiva, μ , si ottiene la *between-class variance* [Otsu 1979]:

$$\sigma_b^2(T) = \sigma^2 - \sigma_w^2(T) = n_{bg}(T)[\mu_{bg}(T) - \mu]^2 + n_{fg}(T)[\mu_{fg}(T) - \mu]^2, \quad (2.2)$$

essendo,

- $\mu_{bg}(T)$, la media della PDF relativa allo sfondo;
- $\mu_{fg}(T)$, la media della PDF relativa alle particelle.

La *between-class variance* è semplicemente la varianza pesata delle medie di ciascuna classe rispetto alla media complessiva.

Sostituendo $\mu = n_{bg}(T)\mu_{bg}(T) + n_{fg}(T)\mu_{fg}(T)$ e semplificando, si ottiene:

$$\sigma_b^2(T) = n_{bg}(T)n_{fg}(T)[\mu_{bg}(T) + \mu_{fg}(T)]^2. \quad (2.3)$$

Il valore ottimale di threshold T si troverà quindi attraverso la minimizzazione della funzione 2.3. Tale procedura, oltre a consentire l'immediata

determinazione di un threshold ottimale, permette di variare automaticamente il threshold da un frame all'altro. Nonostante ciò, essendo definito per l'intera immagine non tiene in considerazione eventuali disuniformità locali, dovute ad esempio a riflessioni o accumulo di particelle. Presenta inoltre gli inevitabili problemi legati alla sovrapposizione di particelle, eventualmente risolvibili con la ricerca di massimi locali all'interno delle particelle [Malik et al 1993].

Threshold locale

Questa tecnica supera i limiti di un threshold globale, variando il valore di soglia all'interno dell'immagine in funzione della PDF locale dell'intensità luminosa. La descrizione monodimensionale della tecnica è ben rappresentata in figura 2.2. L'immagine è suddivisa in un numero di aree la cui dimensione definisce uno dei parametri del metodo, ovvero la dimensione della finestra W , che dipende dalla variabilità locale dell'intensità luminosa, ovvero dalla densità delle particelle traccianti, dalla presenza di riflessioni e dalla distribuzione del rumore nell'immagine. Una volta definita tale dimensione, è necessario identificare un valore di soglia per ogni area. Tale valore locale potrebbe essere calcolato attraverso il metodo di Otsu. Un metodo più semplice ed immediato consiste nel determinare il valore di threshold locale attraverso il calcolo della media $\mu_L(x, y)$ e della deviazione standard locale $\sigma_L(x, y)$ della distribuzione delle intensità in un intorno del pixel con coordinate x, y :

$$T(x, y) = k\sigma_L(x, y) + \mu_L(x, y) \quad (2.4)$$

Il parametro k deve essere stimato in funzione della tipologia di rumore che caratterizza l'immagine e dalla sua intensità (Dezso-Weidinger 2006).

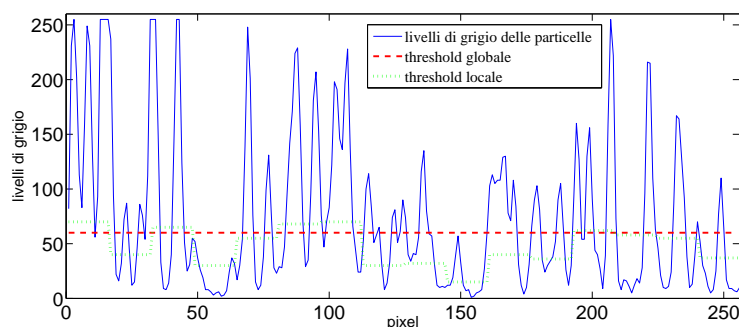


Figura 2.2: Threshold locale: schematizzazione monodimensionale.

2.1.2 Descrizione degli algoritmi per il calcolo del baricentro

Media pesata

Il metodo della media pesata per il calcolo del baricentro è una tecnica estremamente semplice ed è perciò largamente utilizzata nei sistemi PTV eseguita a valle della segmentazione delle immagini acquisite. Una volta identificate le particelle, le coordinate del baricentro delle stesse (x_c, y_c) vengono determinate attraverso la media delle posizioni di tutti i P pixel che appartengono alla particella stessa, pesate attraverso il relativo valore di intensità luminosa. Più precisamente, se $I(x_p, y_p)$ è l'intensità del pixel p alle coordinate (x_p, y_p) , x_c è dato da:

$$x_c = \frac{\sum_{p=1}^P x_p I(x_p, y_p)}{\sum_{p=1}^P I(x_p, y_p)} \quad (2.5)$$

Analogamente verrà calcolato il valore della coordinata y_c . Tale schema per il calcolo del baricentro risulta efficiente ed estremamente semplice da implementare. E' possibile migliorare la capacità dell'algoritmo di distinguere particelle sovrapposte identificando eventuali massimi locali [Maas et al 1993]. Nonostante ciò, tale metodo pecca in accuratezza e robustezza in presenza di rumore delle immagini [Ouellette et al 2006], come verificato nel capitolo 4.

Fitting Gaussiano

Se la funzione di forma del profilo di intensità delle particelle fosse nota, l'interpolazione dei dati con questa curva garantirebbe l'adeguata accuratezza. Tale funzione non è comunque nota, ma la si può ben approssimare ad una gaussiana [Mann et al 1999]. Il metodo più semplice ed efficiente [Ouellette et al 2006] per stimare la posizione del baricentro consiste nell'effettuare due interpolazioni monodimensionali [Cowen e Monismith 1997]. La possibilità di un'unica interpolazione gaussiana 2D è scartata in quanto mantiene la stessa accuratezza dei due fitting monodimensionali ma determina dei costi computazionali notevolmente più elevati (Ouellette et al 2006). Per questo da qui in avanti si farà riferimento esclusivamente al fitting gaussiano monodimensionale.

Un fitting gaussiano determina la posizione lungo la x , il secondo lungo la y . Tale approccio, a differenza di altri fitting, ammette una soluzione analitica per il calcolo del baricentro, basata esclusivamente sulle coordinate del massimo locale di intensità, $I_m(x_m, y_m)$, e dei suoi vicini. In particolare, risolvendo un sistema di tre equazioni nelle tre incognite, I_0, σ_x, x_c , (σ_x =deviazione standard della distribuzione gaussiana lungo x e I_0 il valore massimo della distribuzione) del tipo:

$$I(x_i, y_m) = \frac{I_0}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - x_c}{\sigma_x} \right)^2 \right] \quad (2.6)$$

con $x_i = x_m - 1, x_m, x_m + 1$, si avrà una relazione per la coordinata orizzontale data da [Cowen e Monismith 1997]:

$$x_c = x_m + \frac{\ln I(x_m - 1, y_m) - \ln I(x_m + 1, y_m)}{2\ln I(x_m - 1, y_m) - 4\ln I(x_m, y_m) + 2\ln I(x_m + 1, y_m)}. \quad (2.7)$$

Analoga relazione si avrà per la coordinata y_c . Uno degli aspetti critici di tale algoritmo risiede nell'utilizzo dei soli pixel adiacenti al massimo locale che potrebbe rendere la tecnica non adatta a trattare particelle di grandi dimensioni. Nel capitolo 4 verrà affrontato proprio questo aspetto valutando l'accuratezza del metodo all'aumentare delle dimensioni delle particelle.

2.2 Ricostruzione stereoscopica

Nell'ipotesi di un campo di moto tridimensionale (3D) l'informazione di una singola videocamera non è sufficiente per la ricostruzione delle coordinate 3D delle particelle. Per far ciò, è necessario combinare l'informazione di almeno 2 telecamere attraverso una procedura di matching stereoscopico, ovvero riconoscere la medesima particella nelle tre o più viste e conseguentemente calcolarne la posizione nello spazio tridimensionale.

Il problema fondamentale negli esperimenti di PTV risiede nell'impossibilità di individuare delle caratteristiche peculiari delle particelle, come il colore, la forma o la dimensione, in grado di distinguerle e determinare le corrispondenze tra le diverse camere.

Si introducano quindi i seguenti sistemi di riferimento (figura 2.3):

- il sistema di riferimento assoluto 3D OXYZ, scelto arbitrariamente;
- il sistema di riferimento Cxyz solidale alla telecamera, centrato nel centro proiettivo C, con l'asse z coincidente con l'asse ottico (la retta passante per il centro proiettivo e perpendicolare al piano immagine), x parallelo ad ξ e y parallelo ad η ;
- il sistema di riferimento immagine $\xi\eta\zeta$ dove i pixel dell'immagine hanno $\zeta=0$ e il centro proiettivo C ha $\zeta=c$, con c distanza focale.

Dati i seguenti sistemi, nell'ipotesi di modello di camera *pinhole* [Faugeras e Luong 2001], il centro proiettivo C, il punto p che identifica la particella nel piano immagine e il baricentro della particella P nel sistema di riferimento assoluto devono essere allineati [Maas et al 1993]. Tale assunzione, che va sotto il nome di condizione di collinearità, fa sì che, noti i parametri di calibrazione delle telecamere, dato il punto p su un piano immagine, il suo corrispondente apparterrà ad una linea, detta epipolare, in uno degli altri piani immagine (figura 2.4).

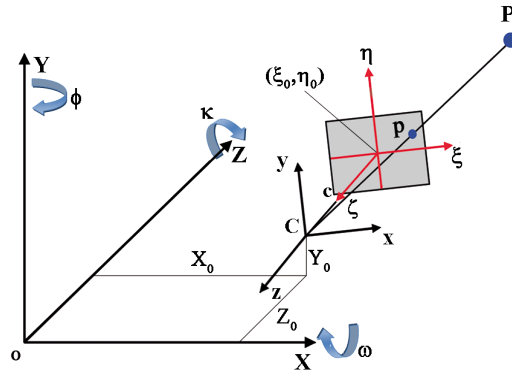


Figura 2.3: Rappresentazione schematica dei sistemi di riferimento utilizzati nella ricostruzione stereoscopica e ausilio del modello pinhole.

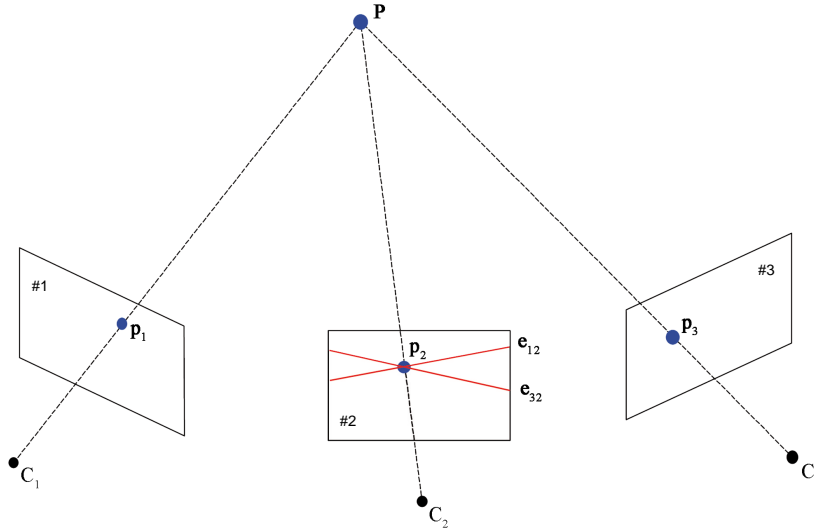


Figura 2.4: Schema semplificato per la ricerca di corrispondenze tramite geometria epipolare; e_{12} ed e_{32} rappresentano le rette epipolari costruite nella vista #2 a partire rispettivamente dalla vista #1 e #3. La loro intersezione identifica univocamente il corrispondente nella vista #2 (p_2) dai punti p_1 nella vista #1 e p_3 nella vista #3.

Conseguentemente, l'informazione di tre telecamere determinerà su una vista l'intersezione di due epipolari e conseguentemente la determinazione univoca dei punti corrispondenti (figura 2.4). L'utilizzo di più telecamere accrescerà inevitabilmente la confidenza nelle corrispondenze.

La condizione di collinearità è espressa dalle seguenti relazioni analitiche:

$$\begin{aligned}\xi &= \xi_0 - c \frac{r_{11}(X - X_0) + r_{21}(Y - Y_0) + r_{31}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)} \\ \eta &= \eta_0 - c \frac{r_{12}(X - X_0) + r_{22}(Y - Y_0) + r_{32}(Z - Z_0)}{r_{13}(X - X_0) + r_{23}(Y - Y_0) + r_{33}(Z - Z_0)}\end{aligned}\tag{2.8}$$

essendo:

- (X, Y, Z) le coordinate del punto oggetto nel sistema di riferimento assoluto;
- (X_0, Y_0, Z_0) le coordinate del centro proiettivo nel sistema di riferimento assoluto;
- r_{ij} gli elementi della matrice di rotazione \mathbf{R} [3x3] con angoli ω, ϕ, κ ;
- (ξ_0, η_0) le coordinate del punto principale, ovvero il punto di intersezione tra l'asse ottico della telecamera e il piano immagine.

La matrice \mathbf{R} è legata alla disposizione spaziale della telecamera rispetto al sistema di riferimento assoluto OXYZ. Gli elementi r_{ij} possono essere espressi in funzione delle rotazioni ω, ϕ, κ ,

$$\mathbf{R} = \begin{Bmatrix} \cos \phi \cos \kappa & -\cos \phi \sin \kappa & \sin \phi \\ \cos \omega \sin \kappa + \sin \omega \sin \phi \cos \kappa & \cos \omega \cos \kappa - \sin \omega \sin \phi \sin \kappa & \sin \omega \cos \phi \\ \sin \omega \sin \kappa - \cos \omega \sin \phi \cos \kappa & \sin \omega \cos \kappa + \cos \omega \sin \phi \sin \kappa & \cos \omega \cos \phi \end{Bmatrix}\tag{2.9}$$

essendo ω la rotazione oraria intorno all'asse X, ϕ quella intorno all'asse Y e κ quella intorno all'asse Z. Tali angoli insieme alle coordinate del centro

di proiezione costituiscono i parametri esterni della telecamera indispensabili da determinare in fase di calibrazione, insieme alla distanza focale c e le coordinate del punto principale, (ξ_0, η_0) , che costituiscono invece i parametri interni. Per quanto la fase di calibrazione possa essere accurata, inevitabili errori possono causare delle incertezze nella fase di determinazione delle corrispondenze, ovvero l'intersezione delle rette epipolari non coinciderà con la presenza di una particella. In questa fase, quindi, si introduce una tolleranza ϵ nell'intorno delle rette epipolari così da determinare una lista di possibili corrispondenze a partire da una singola particella in una vista.

Una volta individuate le corrispondenze vengono determinate le coordinate nello spazio 3D attraverso una procedura di ottimizzazione che sfrutta le relazioni 2.8.

2.3 Particle Tracking

Una volta determinate le coordinate 3D delle particelle, queste dovranno essere *inseguite* nel tempo. Tale problema, che va sotto il nome di tracking temporale, è definito in letteratura come problema di *assignment* multidimensionale, assimilabile ad un problema NP-hard [Veenman et al 2003]¹. Attualmente non esiste un unico algoritmo in grado di risolvere completamente il problema nel caso in cui il numero di frame è sufficientemente alto [Veenman et al 2003]. Gli algoritmi di particle tracking, invece, approssimano la soluzione ottimale riducendo il numero di immagini per le quali inseguire le particelle. Data una generica particella m al frame i con coordinate \mathbf{x}_m^i , un algoritmo di tracking deve determinare le coordinate della stessa particella nel frame successivo $i + 1$ all'interno di una lista di possibili candidate con coordinate generiche \mathbf{x}_n^{i+1} . Affinché tale matching sia corretto si definisce un costo ϕ_{mn}^i per ogni coppia di particelle \mathbf{x}_m^i e \mathbf{x}_n^{i+1} [Ouellette et al 2006].

¹nondeterministic polynomial-time hard. Classe di problemi appartenenti alla teoria della complessità computazionale

La soluzione ottimale del problema di costo sarà data dalla minimizzazione del costo totale:

$$\Phi = \sum_i \sum_m \sum_n \phi_{mn}^i \quad (2.10)$$

Essendo il problema completo irrisolvibile [Veenman et al 2003], si riduce, come detto precedentemente, il numero di frame utilizzati per stabilire le corrispondenze. Inoltre è possibile ridurre il numero di particelle candidate al frame successivo, imponendo un limite R_f allo spostamento delle particelle da un frame all'altro per cui:

$$\|\mathbf{x}_m^i - \mathbf{x}_n^{i+1}\| < R_f \quad (2.11)$$

Diverse sono quindi le approssimazioni e le ipotesi che possono essere seguite per poter risolvere in modo euristico il problema di matching. Nei paragrafi che seguono verranno trattate delle classi particolari di algoritmi. In funzione del numero di frame utilizzati per stabilire le corrispondenze si definiscono schemi Multi-Frame (MF) quelli che fanno uso di tre-quattro frame o schemi 2-Frame (2F), quelli che sfruttano due frame consecutivi. All'interno della categoria degli algoritmi 2-Frame meritano particolare attenzione i cosiddetti Cluster Matching che sfruttano il principio base della PIV esteso alla posizione geometrica delle particelle. Tali algoritmi hanno il vantaggio, analogamente alla PIV, di poter lavorare con una densità del tracciante molto elevata. Dal punto di vista della minimizzazione del costo totale, sono due le strade percorribili:

1. calcolare il minimo della funzione ϕ_{mn} per ogni m fissato;
2. minimizzare il costo totale Φ tra due frame, che risulta essere un problema di assignment bidimensionale, risolvibile attraverso l'algoritmo di Munkres per matrici rettangolari [Bourgeois e Lasalle 1971].

Attraverso la minimizzazione locale (punto 1) si potrebbe interrompere la traiettoria in caso di ambiguità, i.e. più traiettorie che si collegano ad una stessa particella, ma nel contempo si eviterebbero corrispondenze non

corrette. L'utilizzo dell'algoritmo di Munkres (punto 2) minimizza l'intera funzione costo, approssimando così la soluzione ottimale 2.10. Da un recente studio [Ouellette et al 2006] è emerso però il decadimento delle prestazioni di diversi schemi di tracking attraverso il suo utilizzo.

2.3.1 Algoritmi 2-Frame

Lo schema più semplice da utilizzare per due frame consecutivi è il Nearest Neighbour (NN). La funzione costo è data semplicemente dalla distanza dalla particella m nel frame i e quella al frame $i + 1$, per cui si ha:

$$\phi_{mn}^i = \|\mathbf{x}_n^{i+1} - \mathbf{x}_m^i\|. \quad (2.12)$$

Tale schema resterà valido finché gli spostamenti tra due frame sono trascurabili rispetto alla distanza media delle particelle.

Una categoria più avanzata di schemi 2-Frame (2F) è costituita dagli algoritmi di Cluster Matching (CM). Questi si basano sul concetto di similarità tra gruppi di particelle in due immagini consecutive. Nel primo frame si individua la particella di riferimento e quelle che ricadono in un suo intorno, nel secondo si cerca la particella che ha la distribuzione geometrica delle particelle vicine analoga a quella del primo frame. Le due distribuzioni sono simili nell'ipotesi che non si abbiano cambiamenti repentini della velocità nel tempo e nello spazio. Tale ipotesi prende il nome di condizione di quasi-rigidità e la scala alla quale tale ipotesi è verificata è rappresentata dalla microscala di Taylor [Malik et al 1993] [Pereira et al 2006]. Due sono le modalità con cui è possibile definire l'area in cui è verificata la similarità:

- distanza metrica [Ohmi e Li 2000], [Ruan e Zhao 2005], ovvero in termini di misura di una lunghezza;
- distanza topologica [Okamoto et al 1995], [Ishikawa et al 2000], espressa dal numero di vicini rispetto alla particella di riferimento considerata.

Nei paragrafi che seguono verranno descritti due algoritmi che adottano lo schema con distanza metrica, lasciando al capitolo 5 la descrizione di un algoritmo che utilizza la distanza topologica.

New Relaxation algorithm

L'algoritmo di rilassamento è una tecnica sviluppata nel campo dell'optical flow [Barnard e Thompson 1980] per l'analisi del moto di automobili, ed estesa [Baek e Lee 1999], [Ohmi e Li 2000] alla fluidodinamica sperimentale con lo schema di New Relaxation (NRX). Il metodo si basa sul calcolo delle probabilità di matching tra due frame, definita per tutti i possibili accoppiamenti, compreso il caso di nessuna corrispondenza. Quest'ultima probabilità consente di ridurre notevolmente il numero di collegamenti erronei tra due frame. La probabilità di un determinato spostamento della particella di riferimento sarà tanto più grande tanto più è verificata la condizione di similarità. Il primo passo dell'algoritmo consiste nel definire intorno alla particella di riferimento una circonferenza (o un volume in 3D)(*distanza metrica*) di raggio R_h nella quale cercare le particelle vicine:

$$\|\mathbf{x}_{mk}^i - \mathbf{x}_m^i\| \leq R_h, \quad (2.13)$$

essendo $\mathbf{x}_{mk}^i, k = 1, \dots, K$ le coordinate dei K vicini della particella da tracciare.

Si introduca ora la probabilità di matching tra le particelle del primo frame e quelle del secondo identificate dalla 2.11. Si definisce la probabilità P_{mn} tra la particella m nel primo frame e quella n nel secondo e la probabilità di no-match P_{m*} per la stessa particella m . La condizione da rispettare è quindi:

$$\sum_n P_{mn} + P_{m*} = 1 \quad (2.14)$$

La probabilità di prima iterazione è data da [Ohmi e Li 2000]:

$$P_{mn}^{(0)} = P_{m*}^{(0)} = \frac{1}{N_c + 1}, \quad (2.15)$$

essendo N_c il numero di particelle candidate. Il secondo step prevede l'aggiornamento delle probabilità di matching utilizzando le probabilità delle particelle vicine P_{kg} (g è la generica particella vicina alla particella candidata n al secondo frame):

$$\hat{P}_{mn}^{(j)} = P_{mn}^{(j-1)} \left(A + B \sum_k \sum_g P_{kg}^{(j-1)} \right), \quad (2.16)$$

essendo A e B due costanti pari rispettivamente a 0.3 e 3 e j l'iterazione [Barnard e Thompson 1980]. La probabilità P_{kg} è associata alle corrispondenze dei vicini tra i due frame che soddisfano la condizione di quasi-rigidità:

$$\|\mathbf{d}_{mn} - \mathbf{d}_{kg}\| < C + D \|\mathbf{d}_{mn}\|, \quad (2.17)$$

essendo \mathbf{d}_{mn} il vettore spostamento dalla particella m a quella n e \mathbf{d}_{kg} quello tra le particelle k e g (figura 2.5). C e D sono due parametri rispettivamente pari a 1.0-4.0 e 0.05 [Ohmi e Li 2000]. L'area per la quale si ammette uno scostamento dal moto rigido definita dalla 2.17 è detta area di rilassamento e varia in funzione dello spostamento della particella di riferimento consentendo di tenere in conto di deformazioni più grandi ipotizzabili per velocità più elevate. La probabilità di no-match è aggiornata attraverso il seguente schema [Ohmi e Li 2000]:

$$\hat{P}_{m*}^{(j)} = \sum_{q < E} \frac{F P_{m*}^{(j-1)}}{N_c} \quad (2.18)$$

essendo E e F due costanti pari rispettivamente a 0.1 e 5.0 ed q il rapporto tra il numero di collegamenti che soddisfano l'equazione 2.17 e il numero totale di particelle candidate tra tutti i vicini. Il terzo step prevede la normalizzazione sia della probabilità di match $\hat{P}_{mn}^{(j)}$ che quella di no-match $\hat{P}_{m*}^{(j)}$ al fine di soddisfare la 2.14:

$$P_{mn}^{(j)} = \frac{\hat{P}_{mn}^{(j)}}{\sum_n \hat{P}_{mn}^{(j)} + \hat{P}_{m*}^{(j)}} \quad (2.19)$$

$$P_{mn}^{(j)} = \frac{\hat{P}_{m*}^{(j)}}{\sum_n \hat{P}_{mn}^{(j)} + \hat{P}_{m*}^{(j)}} \quad (2.20)$$

Il processo iterativo terminerà al raggiungimento della convergenza, ovvero una volta ottenuto un valore di probabilità, di matching o di no-match, costante e circa unitario.

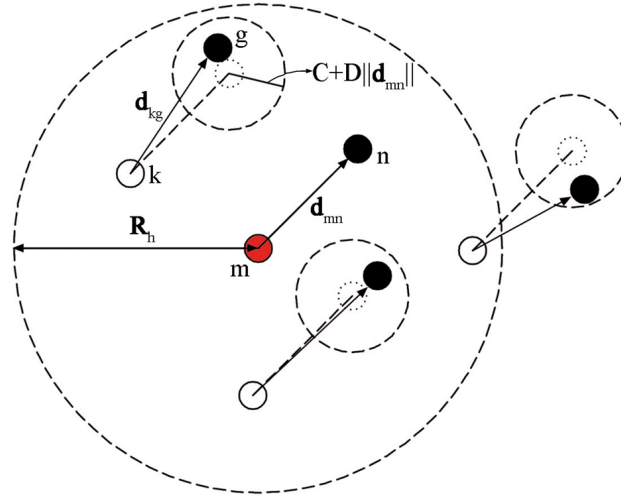


Figura 2.5: Rappresentazione schematica del principio di funzionamento dell'algoritmo New Relaxation.

Polar Coordinate System Similarity

L'algoritmo di Polar Coordinate System Similarity (PCSS) [Ruan e Zhao 2005] è un algoritmo 2D di cluster matching basato sulla definizione di una funzione di similarità riconducibile all'inverso della funzione costo Φ (figura 2.6). Il valore della funzione di similarità sarà tanto più grande tanto più è elevata la correlazione tra gruppi di particelle.

Analogamente all'NRX si definisce intorno alla particella di riferimento da tracciare una circonferenza nella quale cercare le particelle vicine (equazione 2.13). La stessa area è definita per le particelle candidate, individuate nel frame successivo, per cui:

$$\|\mathbf{x}_{ng}^{i+1} - \mathbf{x}_n^{i+1}\| \leq R_h, \quad (2.21)$$

essendo \mathbf{x}_{ng}^{i+1} , $g = 1, \dots, G$ le coordinate dei G vicini della particella candidata.

Si definisca un sistema di coordinate polari centrato in m con raggio polare, r_{mk}^i , e angolo polare, θ_{mk}^i :

$$r_{mk}^i = \|\mathbf{x}_{mk}^i - \mathbf{x}_m^i\|, \quad (2.22)$$

$$\theta_{mk}^i = \arcsin \left(\frac{y_{mk}^i - y_m^i}{\sqrt{(x_{mk}^i - x_m^i)^2 + (y_{mk}^i - y_m^i)^2}} \right). \quad (2.23)$$

essendo x e y le componenti del vettore posizione \mathbf{x} . Analoghe relazioni valgono per il raggio polare, r_{ng}^{i+1} , e l'angolo polare, θ_{ng}^{i+1} , per quantificare le posizioni dei vicini al frame $i + 1$. Si definisca quindi la funzione di similarità per il caso 2D, S_{2D} , per i due cluster:

$$S_{2D} = \sum_{k=1}^K \sum_{g=1}^G H(\epsilon_r - |r_{mk}^i - r_{ng}^{i+1}|, \epsilon_\theta - |\theta_{mk}^i - \theta_{ng}^{i+1}|) \quad (2.24)$$

essendo:

- $H(\alpha, \beta)$ una funzione step data da:

$$H(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1, & \text{se } \alpha > 0, \beta > 0 \\ 0, & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- ϵ_r e ϵ_θ le tolleranze ammissibili sul raggio e sull'angolo polare, che consentono lo scostamento dei cluster dalla condizione di quasi-rigidità, analogamente alla relazione 2.17 per l'NRX.

L'area di rilassamento così definita cresce linearmente con il raggio polare, $4\epsilon_r\epsilon_\theta r$. Ciò consente di tener conto di deformazioni più grandi che ragionevolmente si possono attendere all'aumentare della distanza dalla particella di riferimento. Una volta calcolata la funzione di similarità S_{2D} tra due frame si effettua la massimizzazione della stessa per stabilire le corrispondenze e risolvere il problema di matching. Per tener conto di eventuali situazioni di no-match si definisce un valore minimo, S_{min} , definito come il numero minimo di vicini che soddisfano la condizione di quasi-rigidità. Tale valore è funzione della densità del tracciante: più è elevato il numero di particelle traccianti, più grande dovrà essere il parametro S_{min} .

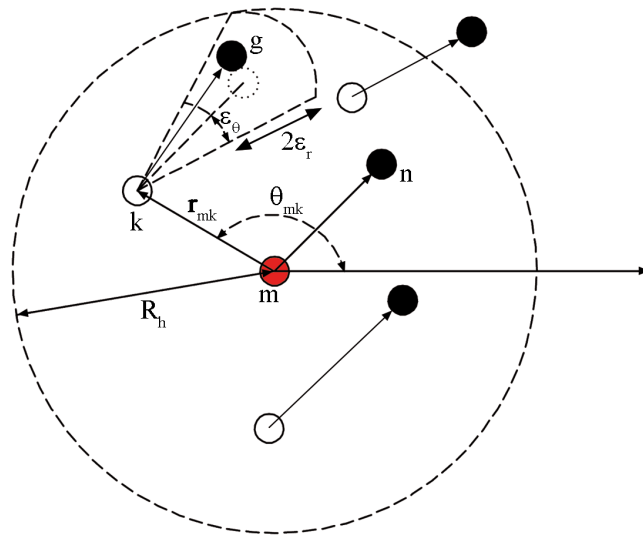


Figura 2.6: Rappresentazione schematica del principio di funzionamento del Polar Coordinate System Similarity.

2.3.2 Algoritmi Multi-Frame

Per gli algoritmi Multi-Frame (MF) si assuma che per i primi due frame le particelle siano già correttamente accoppiate. L'algoritmo tipicamente

utilizzato è il Nearest Neighbour descritto nel § 2.3.1.

3 Frame In line Tracking

La categoria di algoritmi 3 Frame In line Tracking (3FIT) utilizza 3 frame consecutivi per risolvere il problema delle corrispondenze (2.6a). In particolare, nota la posizione della particella m per due frame consecutivi $i - 1$ e i , si estrapola la posizione attesa della particella $\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1}$ al frame $i + 1$:

$$\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1} = \mathbf{x}_m^i + \tilde{\mathbf{u}}_m^i \Delta t, \quad (2.25)$$

essendo $\tilde{\mathbf{u}}_m^i$ la velocità stimata e Δt il tempo che intercorre tra due frame. Intorno alla posizione stimata si costruisce una sfera di ricerca (o una circonferenza, nel caso 2D) nella quale ricercare la particella da tracciare. Il passo successivo consiste nel definire la funzione costo, che, nel caso di algoritmi con minimizzazione dell'accelerazione [Malik et al 1993], [Cenedese e Querzoli 1997], è espressa da:

$$\phi_{mn}^i = \frac{\|\mathbf{x}_n^{i+1} - 2\mathbf{x}_m^i + \mathbf{x}_m^{i-1}\|}{\Delta t^2} \quad (2.26)$$

Tale valore, corrispondente all'accelerazione, verrà calcolato per tutte le particelle al frame $i + 1$ che appartengono alla sfera di ricerca (o una circonferenza, nel caso 2D) precedentemente definita.

4 Frame In line Tracking

Gli algoritmi appartenenti alla categoria 4 Frame In line Tracking (4FIT) sfruttano al minimo quattro frame consecutivi per il tracciamento delle traiettorie (2.6a). Analogamente al 3FIT si estrapola la posizione della particella al frame $i + 1$ sfruttando la velocità stimata $\tilde{\mathbf{u}}_m^i$, mentre la posizione attesa al frame $i + 2$ si calcola attraverso l'equazione del moto uniformemente accelerato, per cui:

$$\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+2} = \mathbf{x}_m^i + \tilde{\mathbf{u}}_m^i (2\Delta t) + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{a}}_m^i (2\Delta t)^2. \quad (2.27)$$

Si definisce quindi una nuova funzione costo da minimizzare [Malik et al 1993] per cui deve essere minima la variazione dell'accelerazione tra i frame $i + 1$ e $i + 2$:

$$\phi_{mn}^i = \frac{1}{\Delta t^2} \{ \|\mathbf{x}_n^{i+2} - 2\mathbf{x}_n^{i+1} + \mathbf{x}_m^i\| - \|\mathbf{x}_n^{i+1} - 2\mathbf{x}_m^i + \mathbf{x}_m^{i-1}\| \}. \quad (2.28)$$

Una diversa funzione costo può essere definita in funzione della varianza delle lunghezze dei singoli segmenti delle traiettorie e degli angoli tra i suddetti [Hassan et al 1992].

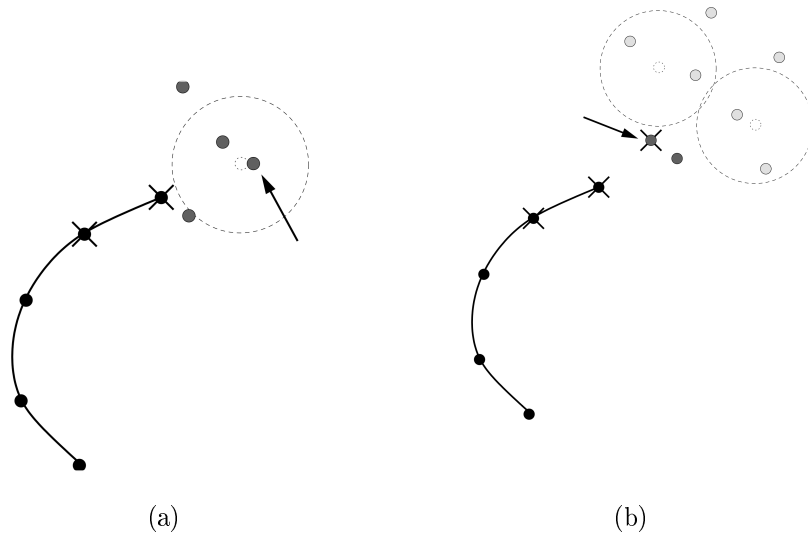


Figura 2.7: Schema dei due algoritmi multi-frame. I cerchi neri rappresentano le posizioni identificate appartenenti alla traiettoria. I cerchi grigi scuro rappresentano le posizioni dei baricentri nel frame successivo. I cerchi vuoti indicano le posizioni stimate, mentre i cerchi con sovrapposta la croce rappresentano le posizioni utilizzate per stimare le posizioni future. Infine i cerchi grigio chiaro indicano le posizioni delle particelle nel secondo frame successivo. (a) 3 Frame In line Tracking e (b) 4 Frame in Line Tracking [Ouellette et al 2006].

2.4 Calcolo delle velocità

Una volta identificate le posizioni delle particelle nel tempo è necessario determinare il campo di velocità. Il metodo più semplice ed immediato consiste nel dividere lo spostamento di una particella tra un frame e l'altro per l'intervallo temporale intercorso tra la coppia di immagini considerate.

In questo modo è stato implicitamente applicato uno schema alle differenze finite in avanti per il calcolo della velocità a partire dal campo degli spostamenti. Infatti, dallo sviluppo in serie di Taylor del vettore posizione all'istante $t + \Delta t$, si ha:

$$\mathbf{X}(t + \Delta t) = \mathbf{X}(t) + \left. \frac{d\mathbf{X}}{d\tau} \right|_{\tau=t} \Delta t + \left. \frac{d^2\mathbf{X}}{d\tau^2} \right|_{\tau=t} \frac{\Delta t^2}{2} + O(\Delta t^3). \quad (2.29)$$

Il rapporto $\left. \frac{d\mathbf{X}}{d\tau} \right|_{\tau=t}$ rappresenta il vettore velocità all'istante t , per cui si può scrivere:

$$\mathbf{u}(t) = \left. \frac{d\mathbf{X}}{d\tau} \right|_{\tau=t} = \frac{\mathbf{X}(t + \Delta t) - \mathbf{X}(t)}{\Delta t} + O(\Delta t). \quad (2.30)$$

E' evidente quindi che l'applicazione della formulazione alle differenze finite in avanti permette di avere un'accuratezza temporale del primo ordine. Ovviamente se l'intervallo temporale tra due frame è molto elevato si incorre in un forte incremento dell'errore commesso.

Supponiamo ora di riferire la velocità all'istante $t + \Delta t/2$. Se si sottrae lo sviluppo in serie di Taylor di $\mathbf{X}(t + \Delta t)$ con passo di discretizzazione $\Delta t/2$ ed ordine Δt^3 , allo sviluppo in serie di Taylor di $\mathbf{X}(t)$ con gli stessi ordine e passo di discretizzazione si ottiene:

$$\mathbf{u}(t + \frac{\Delta t}{2}) = \left. \frac{d\mathbf{X}}{d\tau} \right|_{\tau=t+\frac{\Delta t}{2}} = \frac{\mathbf{X}(t + \Delta t) - \mathbf{X}(t)}{\Delta t} + O(\Delta t^2), \quad (2.31)$$

da cui,

$$\mathbf{u}\left(t + \frac{\Delta t}{2}\right) \approx \left. \frac{d\mathbf{X}}{d\tau} \right|_{\tau=t+\frac{\Delta t}{2}} = \frac{\mathbf{X}(t + \Delta t) - \mathbf{X}(t)}{\Delta t}. \quad (2.32)$$

La 2.32 fornisce una stima della velocità all'istante $t + \Delta t/2$ con un'accuratezza del secondo ordine.

L'utilizzo delle differenze finite, indipendentemente dall'ordine di accuratezza o dalla risoluzione temporale, potrebbe non essere opportuno nel momento in cui le posizioni delle particelle siano affette da errori di misura.

In letteratura esistono metodi robusti per sopperire a tale problema attraverso la differenziazione numerica [Voth et al 2002], [Mordant et al 2004a], [Ferrari e Rossi 2008].

Si farà qui riferimento al metodo basato sulla convoluzione della posizione delle particelle tracciate attraverso un filtro gaussiano per la differenziazione come descritto da Mordant et al (2004a). Questo filtro utilizza una media pesata di punti per il calcolo delle derivate temporali, riducendo l'effetto del rumore.

Il kernel gaussiano è dato da,

$$k_n(\tau) = \frac{d^n}{d\tau^n} \left[\frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma_w} \exp\left(\frac{-\tau^2}{\sigma_w^2}\right) \right], \quad (2.33)$$

essendo n l'ordine della derivata da calcolare, τ il generico istante temporale e σ_w la deviazione standard del filtro gaussiano. Per il calcolo della velocità si ha $n = 1$. La derivata della posizione $\mathbf{X}(t)$ per $n = 1$ è data da,

$$\frac{d}{dt}\mathbf{X}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{X}_r(t - \tau)k_v(\tau)d\tau, \quad (2.34)$$

dove \mathbf{X}_r denota le posizioni delle particelle caratterizzate da rumore e k_v il kernel della velocità.

Ovviamente le traiettorie non hanno lunghezza infinita per cui è necessario effettuare l'integrazione considerando un numero finito di punti della traiettoria. Si può verificare che [Mordant et al 2004a]:

$$k_v(\tau) = A_v\tau \exp\left(\frac{-\tau^2}{\sigma_w^2}\right). \quad (2.35)$$

Per quanto detto è necessario restringere la convoluzione tra T e $-T$, dove si assume generalmente che $(2T+1)$ è correlato al tempo scala di Kolmogorov [Mordant et al 2004a]. Per la costante A_v , si può verificare che

$$A_v = \left[\frac{1}{2} \sigma_w^2 \left(\sigma_w \sqrt{\pi} \operatorname{erf} \left(\frac{T}{2} \right) - 2T e^{-T^2/\sigma_w^2} \right) \right]^{-1} \quad (2.36)$$

Per semplicità Mordant et al hanno imposto $\sigma_w = T/1.5$. Uno dei problemi relativi all'utilizzo di filtri di differenziazione è legato alla determinazione del numero dei punti del filtro stesso, ovvero la scelta di T . In diversi lavori tale scelta è del tutto empirica e legata alla tipologia di flusso analizzato [Mordant et al 2004a], [Ouellette et al 2006], [Voth et al 2002]. Solo recentemente sono emersi metodi avanzati e adattivi [Ferrari e Rossi 2008] in grado di fornire automaticamente il numero di punti ottimale.

L'utilizzo di metodi di filtraggio permette inoltre di calcolare il campo di accelerazione per $n=2$, altrimenti di difficile determinazione con le differenze finite ed eventualmente ricalcolare la posizione delle particelle con $n=0$.

Capitolo 3

Generazione di immagini sintetiche

Data la molteplicità di tecniche di PTV in letteratura, uno strumento in grado di validarle e compararne le prestazioni in termini di accuratezza e precisione si rende sempre più necessario. Tale strumento si concretizza in immagini generate sinteticamente che simulano il comportamento di un campo di moto turbolento. Il vantaggio nell'utilizzo di immagini sintetiche sta nella possibilità di confrontare direttamente i campi misurati con i dati utilizzati per generarle. In tal senso, nel panorama internazionale, lo standard è dato dalle immagini della Visualization Society of Japan [Okamoto et al 2000] utilizzate da oltre 3000 ricercatori in tutto il mondo. Nonostante la loro grande diffusione e la loro fondamentale utilità, uno degli aspetti carenti risiede nell'assenza di simulazione degli effetti del rumore. Per questo motivo in questa tesi oltre a descrivere ed utilizzare le immagini standard della VSJ, verranno utilizzate ulteriori immagini sintetiche appositamente generate. In particolare verrà prima affrontato il concetto di immagine reale e poi si passerà agli aspetti relativi alla creazione delle immagini sintetiche. Successivamente verranno descritte le diverse alternative per generare la distribuzione di velocità associata alle particelle. Infine verrà descritta la metodologia utilizzata per la generazione delle immagini della VSJ.

3.1 Che cos'è un'immagine?

La risposta a questa domanda è strettamente legata al processo di formazione di un'immagine reale. Questo consiste nella digitalizzazione e quantizzazione dell'energia luminosa incidente sul sensore elettronico della telecamera. Per digitalizzazione si intende il campionamento della radiazione elettromagnetica (generalmente nella banda del visibile, 400-700 nm) che colpisce il sensore della fotocamera (o della telecamera) in un numero discreto di punti (foto elementi). Ogni foto elemento (picture element o *pixel*) è in grado di accumulare carica elettrica (*charge*) proporzionale alla radiazione elettromagnetica, grazie all'effetto fotoelettrico. Nel processo di campionamento si ha quindi una perdita di risoluzione e una perdita di informazioni, che varierà in funzione del numero dei pixel e della grandezza del sensore della fotocamera. Durante tale processo si introducono inoltre distorsioni dell'immagine, ovvero differenze tra l'immagine ideale, fedele alla realtà, e l'immagine effettiva su cui influiscono fattori, come la tipologia di obiettivi utilizzati. Il passo successivo consiste nella quantizzazione dei valori associati ad ogni pixel, al fine di ottenere un numero limitato, Q , di valori chiamati livelli di grigio:

$$[0, \infty) \rightarrow \{g_0, g_1, \dots, g_{Q-1}\} = G. \quad (3.1)$$

Anche il processo di quantizzazione introduce inevitabilmente errori, essendo il valore reale g sostituito da un valore quantizzato g_q appartenente all'insieme G . Il processo di quantizzazione è eseguito dal convertitore analogico-digitale del sensore, le cui caratteristiche influenzano fortemente i livelli di grigio misurati. La maggior parte delle telecamere digitali si serve di un convertitore analogico-digitale a 8-bit, ossia la carica elettrica di ogni foto elemento è quantizzata in un livello di grigio compreso tra 0 e $Q - 1 = 2^8 - 1$. Al valore 0 corrisponde nell'immagine visualizzata il colore nero, mentre al valore $Q - 1 = 255$ è associato il bianco. Le immagini ottenibili da un esperimento di PTV sono caratterizzate da particelle con livelli di grigio alti, prossimi al bianco, mentre lo sfondo, nero, è definito da pixel vicini allo zero.

Per quanto detto, i fotogrammi acquisiti non saranno mai esenti dal rumore di fondo dei sensori, al quale si devono aggiungere le impurità (polvere)

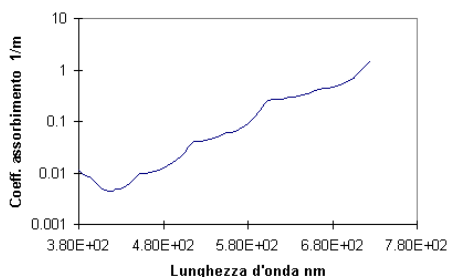
sullo stesso e/o sulle lenti della telecamera, da riflessioni nelle riprese, da illuminazioni non omogenee ed eventualmente da non buone riprese. Da quanto detto, emerge che il numero di parametri da simulare è elevato: sfondo, scattering delle particelle, dimensioni delle particelle, illuminazione, varietà di rumori e infine la tridimensionalità del volume analizzato. Nonostante l'impossibilità di riprodurre fedelmente tutte le caratteristiche di un'immagine reale, opportune ipotesi e semplificazioni consentiranno la creazione di immagini sintetiche, fondamentali per i fini preposti.

3.2 Simulazione dello sfondo

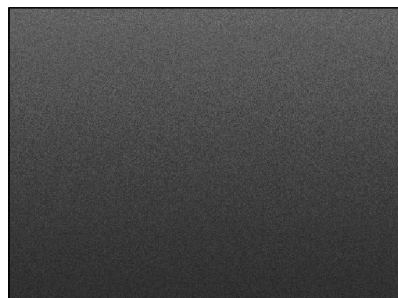
Il primo passo per generare un'immagine sintetica, descritta dalla funzione intensità $I(x, y)$, con x e y coordinate dei pixel, consiste nel definire la luminosità media dello sfondo dell'immagine, che può essere assegnata attraverso una funzione $F(x, y)$, che permette di far variare l'intensità e l'omogeneità della stessa. Ovviamente tale funzione definisce la qualità dell'immagine: più i valori associati alla funzione sono elevati e minore sarà l'informazione associata al segnale luminoso. $F(x, y)$ può essere costante, e in tal caso $F(x, y) = F$ (nel caso di illuminazione omogenea), o variare spazialmente. Ad esempio, l'intensità della luce emessa dalla sorgente (laser, lampade ad elevata potenza) preposta all'illuminazione del volume da misurare, varia all'aumentare della distanza dalla stessa per effetto dell'assorbimento da parte del fluido di lavoro (aria e/o acqua) in cui si propaga. Tale assorbimento segue la legge di Lambert, per cui:

$$F(x, y) = I_{bg} \exp(-k\ell), \quad (3.2)$$

essendo I_{bg} l'intensità in corrispondenza della sezione d'ingresso, ℓ la distanza dalla sezione d'ingresso e k il coefficiente d'assorbimento, funzione del mezzo e della lunghezza d'onda della sorgente (figura 3.1). Si può così immaginare che i pixel relativi alla porzione di fluido vicino alla sorgente luminosa abbiano un'intensità maggiore.



(a)



(b)

Figura 3.1: (a) Andamento del coefficiente d'assorbimento k per l'acqua al variare della lunghezza d'onda della sorgente; (b) sfondo di un'immagine sintetica generata con $\lambda \approx 450 \text{ nm}$.

Oltre alla luminosità media dello sfondo che può assumere valori più o meno elevati, è necessario simulare l'effetto del rumore delle immagini causato da riflessioni, non buone riprese o rumore di fondo del sensore della fotocamera, associato ai circuiti elettronici che lo compongono. Verrà focalizzata l'attenzione sul rumore di fondo, legato alle *dark current* e presente nelle immagini in modo lieve anche in assenza totale di luce. Tale rumore di fondo si introduce durante il processo di amplificazione e digitalizzazione del segnale elettrico in uscita dal sensore. Nell'ipotesi di sensore lineare [Jahne 2007], il segnale digitale associato ad un singolo pixel può essere scritto come:

$$g = g_0 + KN. \quad (3.3)$$

essendo g_0 il valore di offset legato alle dark current nel sensore, K la costante di guadagno ed N il numero medio di cariche unitarie (elettroni) generate nel sensore. Tale numero è dato dalla somma del numero medio di cariche generate per effetto del segnale luminoso in ingresso, N_e , per il quale si può assumere una distribuzione di Poisson, e del numero medio di cariche, N_0 ($N_0 \ll N_e$), causato dal rumore associato ai circuiti elettronici.

La varianza associata al segnale digitale g del singolo pixel può essere quindi scritta come [Jahne 2007]:

$$\sigma_g^2 = K^2(\sigma_{N_0}^2 + N_e) = \sigma_n^2 + K(g - g_0). \quad (3.4)$$

essendo $\sigma_n^2 = K^2\sigma_{N_0}^2$ la varianza del rumore indipendente dal livello di grigio generato.

Nella pratica però, molte procedure d'analisi d'immagine considerano il rumore indipendente dal livello di grigio e che abbia distribuzione normale con media nulla e additivo. Per cui, definita la varianza del rumore, $\sigma_g^2 = \sigma_n^2$, e indicato con $g_s(x, y)$ l'incremento del livello di grigio associato ad ogni pixel che compone l'immagine, si ha:

$$I(x, y) = F(x, y) + g_s(x, y). \quad (3.5)$$

A seconda di valori più o meno elevati della varianza si parla di immagini rispettivamente a grana fina (figura 3.2(a)) o grana grossa (figura 3.2(b)).

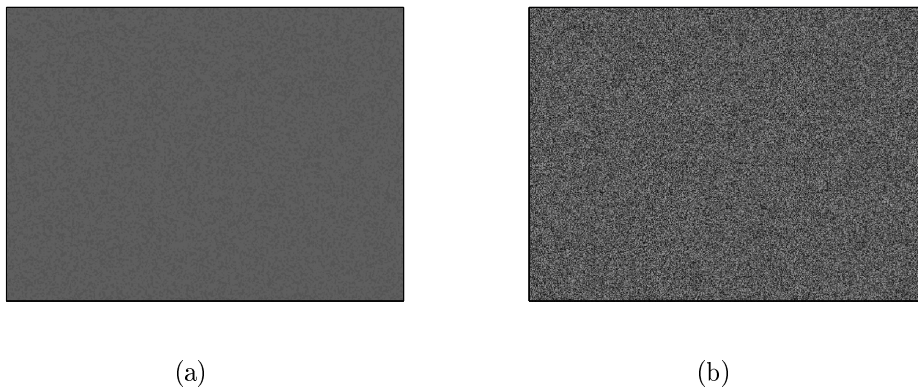


Figura 3.2: Immagini sintetiche generate con $F = \text{cost} = 90$ e (a) $\sigma_g^2 = 10$, (b) $\sigma_g^2 = 80$.

3.3 Simulazione delle particelle

Il passo successivo alla ricostruzione dello sfondo è la definizione della posizione delle particelle e delle loro caratteristiche. Per quanto riguarda il primo punto, nonostante l'ipotesi di immagini 2D, le particelle insemi-

sono distribuite all'interno di un volume e saranno più o meno illuminate in funzione della loro distanza dalla lamina di luce che definisce una sezione bidimensionale. La prima ipotesi che viene fatta è la distribuzione uniforme delle particelle all'interno del volume di misura considerato, relativamente all'istante iniziale. Per quanto riguarda la luminosità delle particelle si può ragionevolmente considerare che questa vari in funzione della distanza, z_p , delle particelle dalla lamina di luce [Okamoto et al 2000] con una distribuzione gaussiana, per cui:

$$I_0 = I_{max} \exp\left(-\frac{z_p^2}{\sigma_l^2}\right), \quad (3.6)$$

essendo $2\sigma_l$ lo spessore della lamina di luce, I_{max} il valore massimo che può assumere una particella ed I_0 il valore che assume alla distanza z_p . Una volta definita la posizione della particella è necessario determinare la distribuzione di intensità nel suo intorno. Nel prossimo paragrafo verrà approfondito tale aspetto in termini di limite di diffrazione minimo del diametro dell'immagine della particella.

3.3.1 Limite di diffrazione delle particelle

Quando si parla di intensità luminosa associata ad una particella, si intende la luce riflessa dalla particella stessa che impressiona il sensore. Nell'ipotesi di Fraunhofer (o di campo lontano) si può assumere che la distribuzione di intensità sul piano immagine associata alla particella sia descritta dalla funzione di Airy, rappresentata da un disco e da una serie di anelli concentrici (figura 3.3). Il valore del diametro del disco, d_{diff} , può essere determinato in funzione del diametro del diaframma D_a dell'ottica utilizzata, e della lunghezza d'onda, λ , della radiazione luminosa incidente [Raffel et al 2007]:

$$\frac{I(x)}{I_{max}} = 0 \Rightarrow \frac{d_{diff}}{2x_0} = 1.22, \quad (3.7)$$

con $x_0 = \frac{\lambda}{D_a}$

Si introduca ora il *magnification factor*, M ,

$$M = \frac{z_0}{Z_0}, \quad (3.8)$$

dove z_0 è la distanza tra il piano immagine e la lente e Z_0 la distanza tra la lente e la particella. La relazione che definisce il limite di diffrazione della particella (3.7) diventerà quindi [Raffel et al 2007]:

$$d_{diff} = 2.44f_{\#}(M + 1)\lambda, \quad (3.9)$$

essendo $f_{\#}$, il numero-f, definito come il rapporto tra la lunghezza focale f e l'apertura del diaframma D_a . Negli esperimenti di PTV tale diametro si otterrà solo nel caso in cui si sia in presenza di particelle piccole (dell'ordine dei micron e con valori bassi di magnification). Per particelle più grandi e/o valori più elevati di magnification, l'influenza della geometria della particella diventa importante.

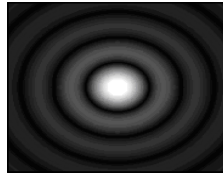


Figura 3.3: Funzione di Airy della distribuzione di intensità.

Nell'ipotesi di assenza di aberrazioni si può usare la seguente espressione per la definizione del diametro dell'immagine della particella d_{ip} :

$$d_{ip} = \sqrt{(Md_p)^2 + d_{diff}^2}. \quad (3.10)$$

essendo d_p il diametro reale delle particelle. Si ha quindi che per piccole particelle nella 3.10 prevale il fenomeno della diffrazione per cui, $Md_p \ll d_{diff}$, mentre per particelle più grandi si ha $Md_p \gg d_{diff}$.

Nella pratica, la funzione di Airy può essere ben approssimata da una funzione gaussiana normalizzata (figura 3.4) e definita nel caso 2D ([Mann et al 1999], [Cowen e Monismith 1997]):

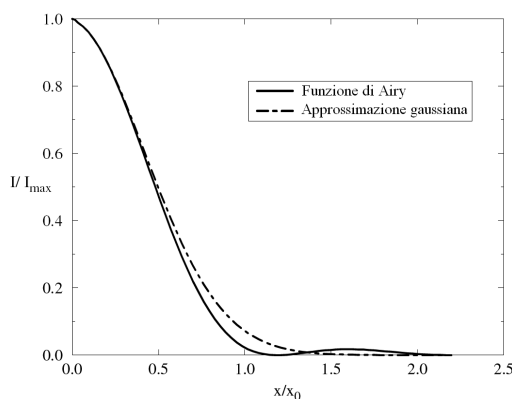


Figura 3.4: Distribuzione normalizzata monodimensionale della funzione di Airy e sua approssimazione con la funzione gaussiana.

$$I(x, y) = I_0 \exp\left(-\frac{(x - x_p)^2 + (y - y_p)^2}{(\alpha r_p)^2}\right), \quad (3.11)$$

essendo x_p e y_p le coordinate immagine del baricentro della particella, r_p il raggio della particella generato con una distribuzione gaussiana con media pari a $\overline{r_p}$ e deviazione standard σ_r ed α una frazione unitaria¹.

Tornando alla generazione di immagini sintetiche, data la funzione delle intensità espressa dalla 3.11 è necessario calcolarne dei singoli valori in un numero di punti discreto, con passo di campionamento inferiore alla dimensione fisica del pixel. In particolare, in funzione del numero di campioni definiti all'interno del pixel è possibile stabilire il grado di accuratezza del sub-pixel raggiungibile. Nel caso di 10 campioni per pixel, si può raggiungere un'accuratezza del decimo di pixel. Per ogni pixel però, è necessario definire un unico valore di intensità, che può essere semplicemente calcolato come media dei valori di intensità dei campioni appartenenti al dato pixel.

I parametri introdotti consentono di generare una singola immagine sintetica. Resta da stabilire lo spostamento da associare a ciascuna particella nel tempo.

¹Per le immagini sintetiche generate in questo lavoro, $\alpha = 1/3$.

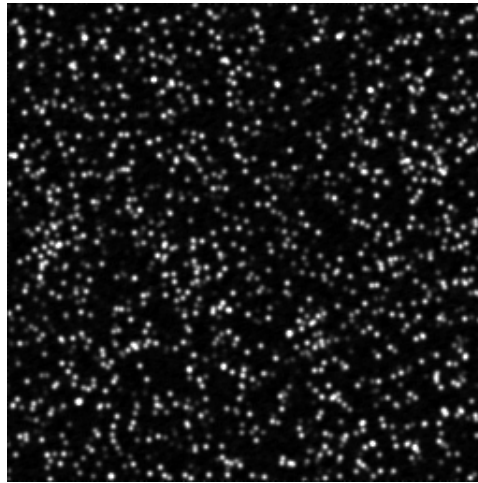


Figura 3.5: Immagine generata sinteticamente con i seguenti parametri: dimensione, 256×256 pixel; $F=10$; $\sigma_g = 1$; numero di particelle, 2000; $\bar{r}_p=3$ pixel; $\sigma_r = 1$ pixel.

3.4 Simulazione numerica del campo di moto

La generazione dei campi di velocità passa inevitabilmente per la risoluzione delle equazioni di bilancio classiche della meccanica dei fluidi. Ogni campo fluidodinamico simulato è definito in termini euleriani su una griglia più o meno regolare. Le particelle che ricadono all'interno delle maglie definite dalla griglia assumeranno la velocità relativa alla maglia in cui si trovano. Il campo di velocità può essere calcolato nei casi più semplici attraverso la soluzione analitica delle equazioni di bilancio oppure con l'ausilio di modelli fluidodinamici più complessi come la Direct Numerical Simulation (DNS) o la Large Eddy Simulation (LES). In questa sezione si farà riferimento a due semplici soluzioni analitiche per simulare un campo 2D ed uno 3D, che verranno successivamente utilizzate per la validazione delle tecniche di tracking temporale proposte.

3.4.1 Canyon urbano

E' il nome che viene dato alla struttura fluidodinamica che caratterizza un'area urbana. E' costituito da due file di palazzi di altezze variabili posti sui

lati di un arco stradale. La sua particolare geometria determina al suo interno, per effetto del vento, la formazione di un vortice turbolento. La sua formazione è tale per cui la direzione del vento a livello stradale è opposta al campo di moto al di sopra dell'altezza dei palazzi. Tale vortice, nel momento in cui la velocità del vento risulterà perpendicolare all'asse stradale, avrà solo due componenti di velocità, quelle perpendicolari all'asse stradale. La formazione del vortice è strettamente correlata alla velocità del vento al di sopra dei palazzi e alla geometria del canyon data dalla larghezza, W , della strada e dall'altezza, H , degli edifici.

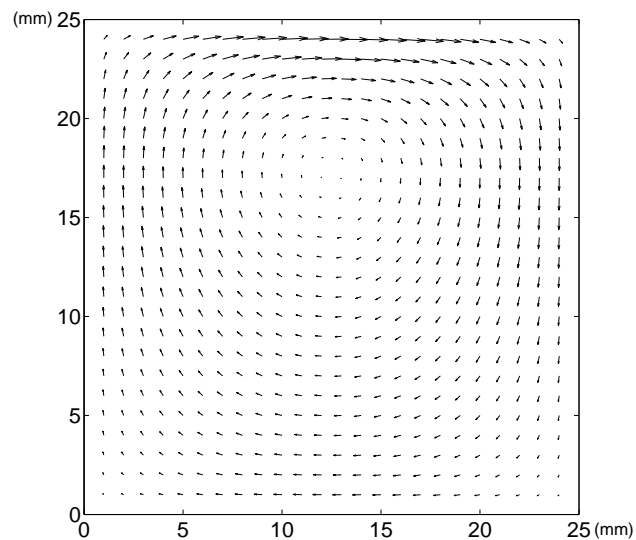


Figura 3.6: Campo di moto della soluzione di Hotchkiss e Harlow (1973) calcolata su un grigliato regolare.

Nell'ipotesi in cui il rapporto H/W sia maggiore di 0.8 si avrà la formazione di un solo vortice le cui caratteristiche medie possono essere descritte dall'equazioni di bilancio valide nell'ipotesi di stazionarietà:

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_i} = 0$$

$$u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\nu \frac{\partial u_i}{\partial x_j} - \overline{u'_i u'_j} \right] - \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x_i},$$
(3.12)

dove:

- u_i sono le tre componenti del vettore velocità media
- u'_i sono le componenti delle fluttuazioni turbolente
- p è la pressione
- ρ è la densità dell'aria
- ν è la viscosità cinematica molecolare.

Il sistema 3.12 non può essere risolto direttamente essendo un sistema indeterminato. Il problema consiste quindi in una parametrizzazione (chiusura) per le incognite in soprannumero, rappresentate dal tensore di Reynolds $\overline{u'_i u'_j}$. La chiusura al primo ordine, usualmente utilizzata per l'equazione di bilancio della quantità di moto, è quella relativa all'ipotesi di Boussinesq, per cui,

$$\overline{u'_i u'_j} = -\nu_T \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right),$$
(3.13)

essendo ν_T la viscosità turbolenta che deve essere opportunamente parametrizzata. In generale si fa l'assunzione che $\nu_T \propto UL$, essendo U e L rispettivamente una velocità e una lunghezza di scala caratteristiche del fenomeno in esame. Come detto precedentemente, nel caso di canyon urbano infinitamente lungo con vento che soffia perpendicolarmente all'asse stradale, il campo di moto può considerarsi bidimensionale. Si assuma inoltre che la viscosità turbolenta e quella molecolare siano rispettivamente costante e trascurabile. L'equazioni del trasporto risulteranno quindi:

$$\begin{aligned}
-u \frac{\partial u}{\partial x} - w \frac{\partial u}{\partial z} + \nu_T \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial z^2} \right) - \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} &= 0 \\
-u \frac{\partial w}{\partial x} - w \frac{\partial w}{\partial z} + \nu_T \left(\frac{\partial^2 w}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 w}{\partial z^2} \right) - \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} &= 0
\end{aligned} \tag{3.14}$$

La velocità del vento orizzontale è indicata con u , quella verticale con w . Le due precedenti equazioni possono essere riscritte in forma semplificata trascurando la pressione ed introducendo la vorticità, $\omega = (0, 0, \omega)$,

$$\begin{aligned}
\omega &= \frac{\partial u}{\partial z} - \frac{\partial w}{\partial x}, \\
u \frac{\partial \omega}{\partial x} - w \frac{\partial \omega}{\partial z} + \nu_T \left(\frac{\partial^2 \omega}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \omega}{\partial z^2} \right) &= 0.
\end{aligned} \tag{3.15}$$

Per i vortici interni ad un canyon urbano si può trascurare il termine avvevivo della vorticità [Hotchkiss e Harlow 1973], per cui la seconda delle 3.15 si riduce a:

$$\frac{\partial^2 \omega}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \omega}{\partial z^2} = 0 \tag{3.16}$$

Per questa equazione Hotchkiss e Harlow (1973) hanno trovato la seguente soluzione:

$$\omega = \omega_0 (\exp(k\eta) + \beta \exp(-k\eta)) \sin(kx) \tag{3.17}$$

essendo $\eta = z - H$, $k = \pi/W$ e $\beta = \exp(-2kH)$. Considerando come condizioni al contorno l'assenza di attrito lungo le pareti e alla base del canyon e trascurando le componenti normali, si ha:

$$\begin{aligned}
u &= \frac{A}{k} [\exp(k\eta) - \beta \exp(-k\eta) (1 - k\eta)] \sin(kx), \\
w &= -A\eta [\exp(k\eta) - \beta \exp(-k\eta)] \cos(kx),
\end{aligned} \tag{3.18}$$

essendo $A = ku_0/(1 - \beta)$ e u_0 la velocità del vento al di sopra del canyon nel punto di coordinate $x=W/2$, $z=H$. Il modello descritto, nonostante sia estremamente semplificato, riflette bene le proprietà tipiche della circolazione interna al canyon, nel caso in cui il rapporto H/W non è significativamente diverso da uno.

3.4.2 Vortice di Burgers

Il vortice di Burgers [Burgers 1948] rappresenta una soluzione delle equazioni del moto che descrivono l'interazione tra il vortex stretching e la viscosità. La soluzione è stata diffusamente utilizzata in applicazioni turbolente e molte simulazioni numeriche di grande scala hanno indicato la presenza di vortici con caratteristiche simili a quella del vortice di Burgers [Prochazka e Pullin 1995]. La soluzione si ricava considerando un sistema di coordinate cilindriche (r, θ, z) dove il campo di velocità in coordinate cilindriche, $\mathbf{u} = (u_r, u_\theta, u_z)$, è dato da:

$$\begin{aligned}
u_r &= -(\gamma/2)r, \\
u_\theta &= u_\theta(r, \theta, t), \\
u_z &= \gamma z,
\end{aligned} \tag{3.19}$$

essendo γ la velocità di deformazione lungo z . Sostituendo le equazioni 3.19 nell'equazione di bilancio della vorticità ed essendo ν la viscosità cinematica, si ha:

$$\frac{\partial \omega}{\partial t} + u_r \frac{\partial \omega}{\partial r} + \frac{u_\theta}{r} \frac{\partial \omega}{\partial \theta} = \gamma \omega + \frac{\nu}{r} \left[\frac{\partial}{\partial r} \left(r \frac{\partial \omega}{\partial r} \right) + \frac{1}{r} \frac{\partial^2 \omega}{\partial \theta^2} \right] \quad (3.20)$$

essendo il campo di vorticità diverso da zero solo lungo z , $\omega = (0, 0, \omega)$. Una soluzione stazionaria della 3.20 è data da [Prochazka e Pullin 1995]:

$$\omega_0(r) = (\gamma \Gamma / 4\pi \nu) \exp(-\gamma r^2 / 4\nu), \quad (3.21)$$

che può essere scritta in termini di velocità tangenziale da,

$$u_\theta = (\Gamma / 2\pi r) (1 - \exp(-\gamma r^2 / 4\nu)), \quad (3.22)$$

essendo Γ la circolazione totale. Le equazioni 3.21 e 3.22 esprimono il bilancio tra la deformazione e la viscosità che determinano la formazione del vortice di Burgers assialsimmetrico e di dimensione finita.

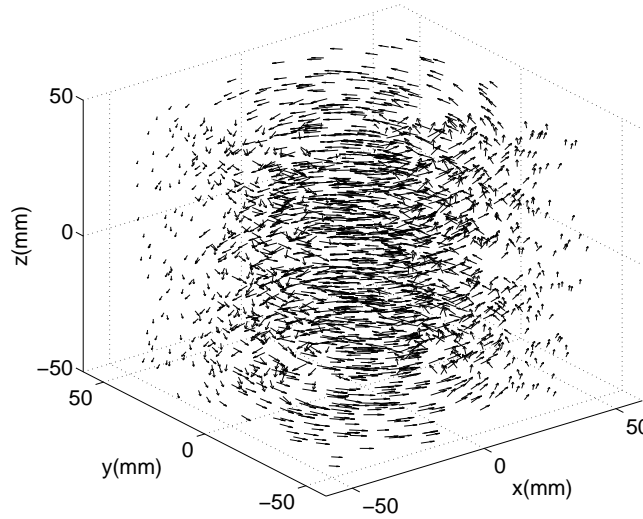


Figura 3.7: Campo di moto del vortice di Burgers associato a 4000 particelle, con i seguenti parametri: $\Gamma = 200 \text{ mm}^2 \text{ s}^{-1}$, $\gamma = 0.01 \text{ s}^{-1}$, $\nu = 1 \text{ mm}^2 \text{ s}^{-1}$.

3.5 Immagini standard della VSJ

Per la validazione delle tecniche sviluppate e descritte nei prossimi capitoli, oltre alle immagini sintetiche precedentemente descritte sono state utilizzate le immagini fornite dal sito giapponese della Visualization Society of Japan: <http://www.piv.jp/image-e.html>.

Nei prossimi paragrafi verranno illustrati gli aspetti che caratterizzano questa tipologia di immagini a partire dal campo di velocità generato, passando successivamente ai parametri che distinguono le diverse tipologie di serie generate.

3.5.1 Il campo di velocità

Il moto generato è quello di un getto planare bidimensionale che impatta su un muro con un numero di Reynolds pari a 6000. La distribuzione di velocità è calcolata sfruttando un codice di Large-Eddy-Simulation tridimensionale [Okamoto et al 2000]. La figura 3.8 mostra uno schema semplificato del flusso simulato.

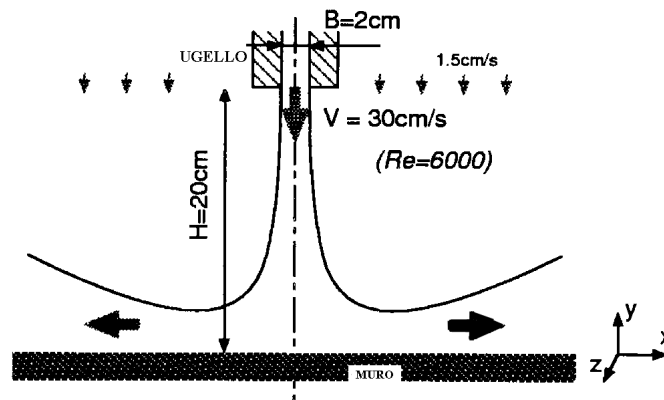


Figura 3.8: Rappresentazione schematica del campo di moto simulato.

All'interno del campo di moto si generano così numerosi vortici di diversa scala. Il volume della simulazione è pari a $53B \times 10B \times 3.9B$ rispettivamente per le direzioni x, y, z , ed essendo B la larghezza dell'ugello. Il volume è diviso in $300 \times 100 \times 34$ griglie di differenti dimensioni. La distribuzione di

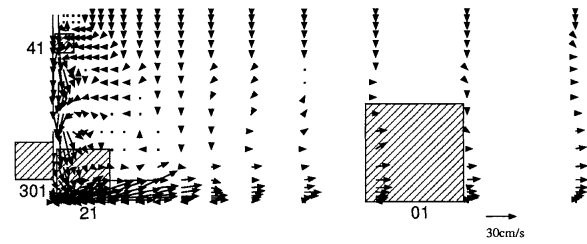


Figura 3.9: Distribuzione delle velocità nel piano x, y

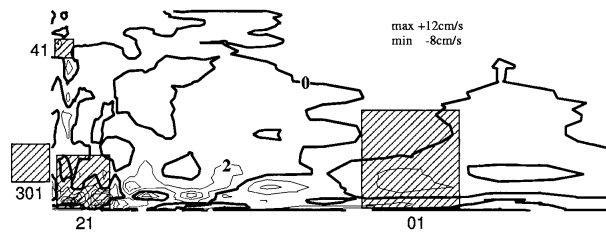


Figura 3.10: Distribuzione del campo di velocità perpendicolare al piano x, y .

velocità tridimensionale risolta con la LES può essere ricavata in ogni punto dai risultati della simulazione. La figura 3.9 mostra il campo di velocità sul piano x, y in una sezione nella parte destra del campo di moto simulato. Per elevati numeri di Reynolds, dopo che il getto impatta sul muro, si genera un flusso lungo il muro stesso. La figura 3.10 mostra la distribuzione di velocità lungo z in termini di curve di livello. Il punto di impatto è quello caratterizzato da elevate intensità della componente della velocità lungo z . Quattro sono le aree selezionate per generare le immagini sintetiche. Queste sono indicate con i numeri 01, 21, 41 e 301 e riportate nelle figure 3.9 e 3.10. L'area 01 è lungo la parete e perciò caratterizzata principalmente da un flusso bidimensionale, l'area 21 è quella di impatto contro il muro ed ha forti effetti tridimensionali, mentre le aree 41 e 301 sono quelle in corrispondenza dello strato di shear in prossimità del getto.

3.5.2 I parametri per la generazione delle immagini

I parametri che distinguono le diverse immagini sono descritti qui di seguito e sono espressi in generale nelle unità di misura tipiche delle immagini digitali (i.e. *pixel* e *frame*). A titolo esemplificativo è riportata in figura 3.11 un'immagine della serie 301.

La velocità media dell'immagine (\bar{u})

E' definita nell'unità di misura *pixel/frame* ed è calcolata come media spaziale e temporale delle proiezioni delle velocità sul piano immagine.

La velocità perpendicolare al piano immagine ($|\overline{W}|$)

Tale velocità è la media sull'intera immagine del modulo delle velocità lungo z , $|\bar{w}|$, normalizzata per lo spessore della lamina di luce ($2\sigma_l$). $|\overline{W}|$ rappresenta il rapporto tra lo spostamento della particella lungo z e lo spessore della lamina di luce. Quando $|\overline{W}|$ è maggiore dell'unità, la particella in una data immagine scomparirà nell'immagine che segue. $|\overline{W}|$ esprime quindi gli effetti di tridimensionalità del campo di moto.

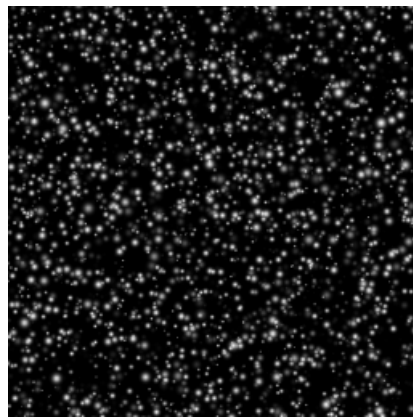


Figura 3.11: Immagine standard della VSJ appartenente alla serie 301.

Parametri delle particelle

Analogamente a quanto descritto nei paragrafi precedenti, sia il numero di particelle che il raggio medio e la deviazione standard dello stesso sono parametri che caratterizzano le immagini. Inoltre, essendo la dimensione delle immagini sempre fissata a 256×256 pixel, la densità del tracciante, ρ , è assunta proporzionale al numero N delle particelle stesse: $N = 65535 \times \rho$.

Il posizionamento delle particelle avviene uniformemente all'interno dell'immagine stessa, mentre per i valori di intensità valgono le relazioni 3.6 e 3.11 imposti su sfondo nero. Quest'ultimo aspetto rende il progetto della VSJ ancora incompleto, nonostante la variabilità dei parametri utilizzabili e l'utilizzo di un campo di velocità variabile nel tempo.

Capitolo 4

Sviluppo della tecnica Feature Extraction per l'identificazione delle particelle: descrizione e validazione

Il primo passo di un algoritmo di PTV consiste nell'identificare le particelle da tracciare. Nel capitolo 2 sono state descritte diverse tecniche di segmentazione con determinazione automatica del valore di soglia utilizzato per porzioni o per tutta l'immagine. Questi metodi, sebbene utilizzati diffusamente, presentano diversi problemi, quali difficoltà di identificazione di particelle sovrapposte o con bassa intensità, influenza del rumore ed illuminazione non omogenea dell'immagine. In letteratura sono stati proposti metodi più evoluti, come la dynamic-threshold binarization [Ohmi e Li 2000], basata sull'identificazione di un valore di soglia ottimale caratteristico della porzione d'immagine associata alla particella. Sebbene quest'ultima abbia mostrato notevoli passi avanti, ulteriori test sarebbero necessari essendo i confronti stati effettuati con la sola single-threshold binarization [Ohmi e Li 2000].

In questo capitolo verrà descritta una nuova metodologia per identificare le particelle, basata sulla determinazione di un valore di soglia funzione dei gradienti dei livelli di grigio dell'immagine. In particolare, si basa sull'iden-

tificazione di un singolo pixel associabile alla particella stessa, la cosiddetta *feature*. Nella computer vision e nell'immagine processing non esiste una definizione universale di *feature*, in quanto questa dipende principalmente dal problema affrontato. In generale, una *feature* è definita come una parte *interessante* di un'immagine. La proposta di una nuova metodologia di identificazione dei baricentri nasce dalla necessità di facilitare l'individuazione di particelle sovrapposte, ed eventualmente caratterizzate da basse intensità, mantenendo nel contempo un elevato grado di precisione.

L'algoritmo proposto, accompagnato dal fitting gaussiano monodimensionale (capitolo 2) è quindi impiegato con immagini sintetiche appositamente sviluppate (capitolo 3), con lo scopo di quantificarne le prestazioni al variare di parametri, quali la densità del tracciante, l'intensità media dello sfondo, il rumore di fondo e il raggio delle particelle. Gli algoritmi descritti nel capitolo 2 sono stati il termine di confronto necessario per valutare l'efficienza della nuova metodologia. Un ulteriore test sulle immagini sintetiche della VSJ si è reso necessario come possibilità di un confronto diretto attraverso un database riconosciuto su scala internazionale [Ohmi e Li 2000].

4.1 L'algoritmo Feature Extraction

In un'immagine la feature che permetterebbe di distinguere una particella dallo sfondo è il cosiddetto *corner*, definito nella computer vision come il punto caratterizzato dall'intersezione di due *edges*, ovvero due direzioni non parallele con un gradiente di luminosità. In letteratura sono numerosi gli algoritmi di *corner detection*. Tra i primi sviluppati si ricorda l'operatore di Moravec [Moravec 1980], che verrà considerato come punto di partenza per le descrizioni successive.

Data la funzione bidimensionale discreta dell'immagine $I(x, y)$ (capitolo 3), un *corner* è identificato misurando localmente la similarità tra la finestra costruita intorno al pixel considerato (x, y) e la finestra traslata di un numero discreto di pixel $(\Delta x, \Delta y)$. Tale misura è espressa dalla Sum of Squared Differences (*SSD*):

$$SSD(x, y, \Delta x, \Delta y) = \sum_{a,b} p(a, b) (I(a + \Delta x, b + \Delta y) - I(a, b))^2, \quad (4.1)$$

dove, (a, b) denota il generico pixel appartenente all'area intorno al pixel considerato. La funzione p assume valore unitario se e solo se $|x - a| \leq A$ e $|y - b| \leq B$, essendo $2A + 1$ e $2B + 1$ le dimensioni della finestra rettangolare della quale misurare la SSD . I valori di traslazione $(\Delta x + a, \Delta y + b)$ definiti da Moravec sono $(1,0);(1,1);(0,1);(-1,1)$.

L'operatore di Moravec identifica quindi il *corner* quando il punto per il quale il minimo cambiamento in una delle direzioni considerate è sufficientemente grande tra diversi pixel all'interno di un'area circoscritta. In termini matematici, determinando il massimo locale dell'insieme dei minimi della SSD che sia al di sopra di un prefissato valore di soglia.

Uno dei problemi principali dell'operatore di Moravec è la sua risposta anisotropa, in quanto si considerano solo un numero discreto di spostamenti con direzioni di 45° l'uno rispetto all'altro. Assumendo piccoli spostamenti, il termine $I(a + \Delta x, b + \Delta y)$ può essere approssimato con uno sviluppo in serie di Taylor troncato al primo ordine. Indicando quindi con I_x, I_y le derivate parziali spaziali di I , si ha:

$$I(a + \Delta x, b + \Delta y) \approx I(a, b) + I_x(a, b)\Delta x + I_y(a, b)\Delta y. \quad (4.2)$$

Per cui la 4.1 cambierà in:

$$SSD(x, y, \Delta x, \Delta y) \approx \sum_{a,b} p(a, b) (I_x(a, b)\Delta x + I_y(a, b)\Delta y)^2, \quad (4.3)$$

che può essere riscritta in forma matriciale:

$$SSD(x, y, \Delta x, \Delta y) \approx [\Delta x \ \Delta y] \underline{\mathbf{G}} [\Delta x \ \Delta y]^T, \quad (4.4)$$

essendo $\underline{\mathbf{G}}$ il tensore di struttura,

$$\begin{aligned} \underline{\mathbf{G}} &= \sum_{a,b} p(a,b) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{a,b} p(a,b) I_x^2 & \sum_{a,b} p(a,b) I_x I_y \\ \sum_{a,b} p(a,b) I_x I_y & \sum_{a,b} p(a,b) I_y^2 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (4.5)$$

La matrice $\underline{\mathbf{G}}$ è chiamata matrice di Harris [Harris e Stephens 1988]. Per eliminare gli effetti del rumore legati all'utilizzo di una finestra rettangolare con peso unitario si può ricorrere ad esempio ad una finestra circolare gaussiana.

La presenza di un *corner* o di un *edge* è strettamente legata agli autovalori (λ_1, λ_2) di $\underline{\mathbf{G}}$. Infatti:

1. Se $\lambda_1 \approx 0$ e $\lambda_2 \approx 0$ allora il pixel considerato non è una *feature*
2. Se $\lambda_1 \approx 0$ e λ_2 assume un valore reale positivo, allora si è identificato un *edge*
3. Se λ_1 e λ_2 sono entrambi sufficientemente positivi, si è identificato un *corner*.

Harris e Stephens (1988) discriminano le *feature* utilizzando la seguente funzione:

$$R = Det(\underline{\mathbf{G}}) - kTr^2(\underline{\mathbf{G}}) \quad (4.6)$$

essendo:

- $Tr(\underline{\mathbf{G}}) = \lambda_1 + \lambda_2$;
- $Det(\underline{\mathbf{G}}) = \lambda_1 \lambda_2$;
- k , un parametro empirico.

L'identificazione delle *feature*, legata al segno di R , non necessita la decomposizione agli autovalori in quanto è sufficiente calcolare la traccia e il determinante di $\underline{\mathbf{G}}$. Il valore di R è positivo in presenza di un *corner*, negativo in presenza di un *edge* e assume valore prossimo allo zero in assenza di punti caratteristici.

4.1.1 Good Feature to Track

Un passo avanti importante è stato raggiunto con Shi e Tomasi (1994), con l'introduzione della definizione di *feature* associata al movimento della stessa.

Si introduca quindi l'equazione del flusso ottico, che esprime la conservazione dell'intensità dell'immagine [Horn e Schunk 1981]:

$$\frac{DI}{Dt} = \frac{\partial I}{\partial t} + u \frac{\partial I}{\partial x} + v \frac{\partial I}{\partial y} = \frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I^T \mathbf{U} = I_t + uI_x + vI_y = 0, \quad (4.7)$$

essendo:

- $\nabla I(\mathbf{x}, t) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I(\mathbf{x}, t)}{\partial x} \\ \frac{\partial I(\mathbf{x}, t)}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix};$
- $\mathbf{U} = (u, v)$ il campo di velocità incognito.

L'equazione 4.7 calcolata in un singolo pixel risulta indeterminata, essendo incognite le due componenti della velocità. Il problema è quindi da riformulare risolvendo l'equazione in un intorno del pixel considerato attraverso una procedura di minimizzazione. Si definisca quindi una *SSD*, in una finestra W centrata nel pixel considerato, tra l'immagine I al tempo t_1 , I_1 , e l'immagine al tempo $t_2 = t_1 + \Delta t$, I_2 . Essendo,

$$I_2 = I_1 + \left(\frac{DI}{Dt} \right)_{t_1} \Delta t, \quad (4.8)$$

si può scrivere [Lucas e Kanade 1981][Tomasi e Kanade 1991]:

$$\begin{aligned} SSD &= \frac{1}{W \Delta t^2} \int_W \{I_2 - I_1\}^2 dW = \frac{1}{W} \int_W \left\{ \left(\frac{DI}{Dt} \right)_{t_1} \right\}^2 dW \\ &= \frac{1}{W} \int_W \left\{ \left(\frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I^T \cdot \mathbf{U} \right) \right\}^2 dW. \end{aligned} \quad (4.9)$$

Derivando la SSD rispetto a \mathbf{U} ed uguagliando la funzione risultante a zero si può facilmente ottenere [Lucas e Kanade 1981],[Tomasi e Kanade 1991]:

$$\begin{bmatrix} \int_W I_x^2 dS & \int_W I_x I_y dS \\ \int_W I_y I_x dS & \int_W I_y^2 dS \end{bmatrix} \cdot \mathbf{U} + \begin{bmatrix} \int_W I_x I_t dS \\ \int_W I_y I_t dS \end{bmatrix} = 0, \quad (4.10)$$

o più semplicemente:

$$\underline{\mathbf{G}} \cdot \mathbf{U} + \mathbf{b} = 0 \quad (4.11)$$

essendo $\underline{\mathbf{G}}$ la matrice di Harris riscritta in forma continua. La soluzione dell'equazione 4.10 espressa dal campo di moto \mathbf{U} è legata intrinsecamente all'invertibilità della matrice di Harris e conseguentemente alla definizione di *feature*. Si ha quindi che la *feature* è quel punto che risulta essere *corner* ed inoltre la sua esistenza è condizione necessaria alla presenza di un campo di moto. Al tempo stesso l'esistenza della cosiddetta *good feature to track* è indipendente da una variazione temporale dei livelli di grigio.

La matrice $\underline{\mathbf{G}}$ è invertibile se i suoi autovalori sono entrambi non nulli. Per cui se I_x e I_y sono diversi da zero, si ha:

- $Tr(\underline{\mathbf{G}}) > 0$, essendo gli elementi della diagonale principale sempre positivi;
- $det(\underline{\mathbf{G}}) > 0$, per la disuguaglianza di Cauchy-Schwarz.

Per quanto detto precedentemente, λ_1 e λ_2 sono sempre reali e positivi essendo soluzione del polinomio caratteristico di $\underline{\mathbf{G}}$. Si noti quindi che solo la presenza di un *corner* è la condizione necessaria per la soluzione dell'equazione 4.10. I due autovalori definiscono inoltre la qualità della *feature*. In particolare affinché l'effetto del rumore non influisca sulla determinazione del *corner* è necessario che entrambi gli autovalori siano grandi e che non differiscano di un numero elevato di ordini di grandezza. Se il più piccolo autovalore risulta sufficientemente grande da contrastare l'effetto del rumore, l'autovalore massimo non può essere arbitrariamente più grande essendo l'insieme dei livelli di grigio limitato [Shi e Tomasi 1994].

Per cui una *good feature to track* è quella che soddisfa la seguente condizione:

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda_t, \quad (4.12)$$

essendo λ_t un threshold predefinito. Questo valore è determinato in funzione del massimo tra i minimi autovalori calcolati per ogni pixel dell'immagine:

$$\lambda_t = C \max \{ \min[\lambda_1(x, y), \lambda_2(x, y)] \}, \quad (4.13)$$

essendo C un parametro da definire che non può essere superiore ad uno.

Analogamente ai metodi di segmentazione tradizionali si introduce un valore di soglia, ma in questo caso è associato all'identificazione della particella stessa: la particella esiste se esiste un gradiente di luminosità sufficiente nelle due direzioni principali. In questo modo anche particelle con basse intensità o particelle sovrapposte possono essere identificate.

Analogamente all'operatore di Moravec si introduce una ricerca del massimo locale dei valori di λ minimo, generalmente in una finestra 3×3 .

Per garantire inoltre la corrispondenza univoca tra *feature* e particella, è necessario introdurre una distanza minima d_{min} tra le *feature*, funzione della densità del tracciante.

Il passo successivo consiste nel determinare il punto che contraddistingue le particelle, il suo baricentro. Per far questo è necessario ricercare il massimo locale dei livelli grigio nell'intorno della *feature* individuata. Si introduce quindi una finestra di lato $2\ell + 1$ tale per cui, $\ell \leq d_{min}$, così da ridurre la sovrapposizione delle finestre di ricerca.

Il massimo locale rappresenta il pixel con il picco del livello di grigio della particella. Il baricentro può essere quindi successivamente determinato attraverso il metodo di fitting ottimale per piccole particelle, ovvero attraverso 2 gaussiane monodimensionali (capitolo 2).

4.2 Risultati e confronti

Per validare la tecnica di Feature Extraction (FE) sono state condotte una serie di prove su immagini sintetiche, confrontando i risultati ottenuti con i due algoritmi di segmentazione presentati nel capitolo 2. Sono stati inoltre effettuati confronti tra gli algoritmi di media pesata e di fitting gaussiano monodimensionale per il calcolo del baricentro. In particolare l'algoritmo di fitting gaussiano monodimensionale è utilizzato a valle della FE, mentre la media pesata a valle del metodo di threshold locale (TL). In tal senso è necessario precisare che le prestazioni dell'algoritmo per il calcolo del baricentro in termini di precisione è indipendente dal metodo con il quale vengono identificate le particelle stesse, in quanto per il calcolo non vengono variati i valori dei livelli di grigio.

Le immagini sono state generate su una griglia di 256×256 pixel, identica alla griglia delle immagini della VSJ. Ad ogni pixel è stato associato un valore di intensità a 8 bit, per cui 256 sono i possibili livelli di grigio.

Per quantificare le prestazioni dei diversi algoritmi sono stati calcolati gli errori, Err_a , definiti come differenza tra le coordinate misurate del baricentro della particella e le coordinate generate sinteticamente. Una particella è quindi identificata correttamente se la distanza tra le due coordinate è inferiore ad un quinto di pixel. In tutte le prove condotte la distribuzione degli errori ha presentato media nulla ed è risultata uguale sia lungo x che lungo y , con assenza di bias.

Per stimare la precisione dell'algoritmo è stata calcolata la deviazione standard delle distribuzioni degli errori ipotizzando che questa sia uguale in ogni direzione, così come risulta, per quanto detto precedente, lungo x e lungo y . Per cui l' RMS_E misura il raggio della circonferenza centrata nella posizione generata sinteticamente del baricentro in cui è contenuta, nell'ipotesi di distribuzione gaussiana, il 68% degli errori.

E' stata infine misurata la *reliability* degli algoritmi per il calcolo del baricentro, definita come il rapporto tra il numero di particelle correttamente identificato, n_{pci} , e il numero di particelle identificate, n_{pi} .

Quattro tipi di test sono stati portati avanti, valutando gli effetti di:

1. densità del tracciante, ρ ;
2. intensità dello sfondo, F ;
3. rumore di fondo, σ_g ;
4. raggio medio delle immagini delle particelle, \bar{r}_p .

Le caratteristiche relative ad ogni set di immagini è riportato successivamente.

4.2.1 Densità del tracciante

Si definisce densità del tracciante, ρ , il rapporto tra il numero di particelle contenuto in un'immagine e la dimensione dell'immagine in pixel (particelle per pixel, ppp). Nei test condotti il numero delle particelle traccianti, N_p , è stato fatto variare da 1000 ad 8000 (figura 4.1, tabella 4.1). Il raggio medio delle particelle e la deviazione standard dello stesso sono stati fissati rispettivamente a 3 e 1 pixel. Per quanto riguarda le caratteristiche dell'immagine, l'intensità media dello sfondo è stata fissata a 10 mentre la deviazione standard a 1 (tabella 4.2).

N_p	$\rho(ppp)$
1000	0.0153
2000	0.0305
4000	0.0610
8000	0.1221

Tabella 4.1: Numero di particelle e corrispondente densità relative alle prove condotte.

F (livelli di grigio)	σ_g (livelli di grigio)	\bar{r}_p (pixel)	σ_r (pixel)
10	1	3	1

Tabella 4.2: Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con densità variabile.

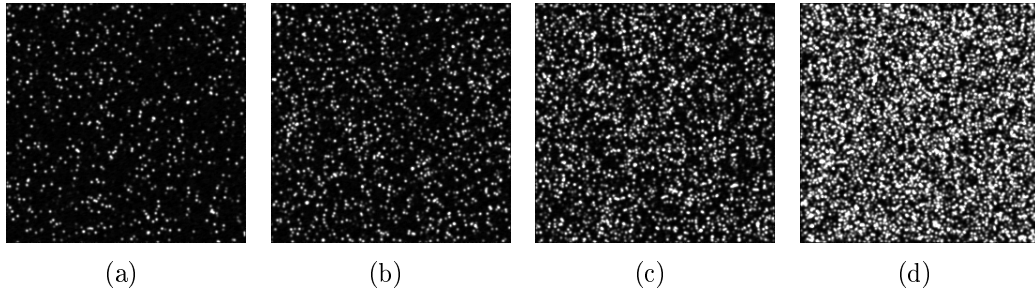


Figura 4.1: Set di immagini con numero di particelle variabile: (a) 1000; (b) 2000; (c) 4000; (d) 8000.

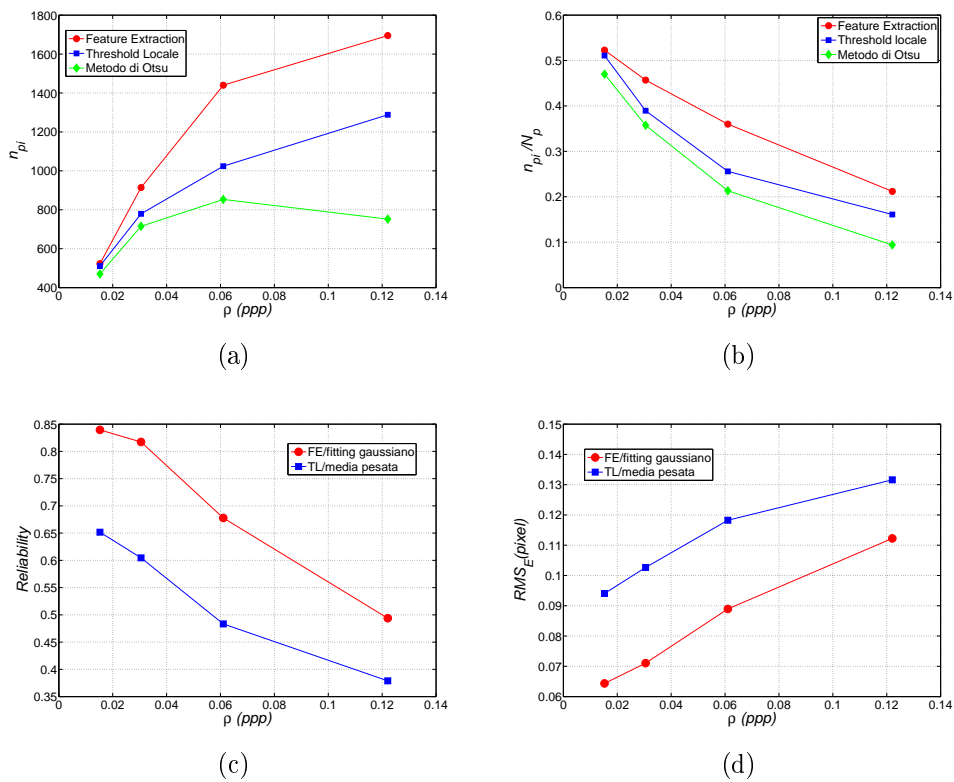


Figura 4.2: Influenza della densità del tracciante (a) sul numero di particelle identificate, (b) sul numero di particelle identificate normalizzate rispetto al numero di particelle generate, (c) sulla reliability e (d) sul RMS_E per i diversi codici sviluppati.

L'aumento della densità del tracciante incrementa la sovrapposizione delle particelle, rendendo l'identificazione delle stesse più difficile. Tale difficoltà si traduce in una inevitabile riduzione di precisione e *reliability* dei due algoritmi utilizzati per il calcolo del baricentro, come si nota in figura 4.2(b-c). Complessivamente l'algoritmo di FE determina il maggior numero di particelle identificate per ogni densità considerata. Questa differenza tende inoltre a crescere all'aumentare della densità stessa (figura 4.2(a)) come si evince più propriamente dall'andamento normalizzato rispetto al numero di particelle generate (figura 4.2(b)). Il metodo di Otsu restituisce i peggiori risultati, ma ciò era prevedibile avendo utilizzato il metodo di threshold globale. Ovviamente la sola informazione relativa al numero di particelle identificate non è sufficiente a determinarne la correttezza e la precisione. L'analisi degli errori ha mostrato, sia in termini di precisione che di *reliability*, come la FE con fitting gaussiano presenti delle prestazioni notevolmente superiori al threshold locale con media pesata, come si evidenzia dai grafici della *reliability* e del RMS_E . Come detto precedentemente, entrambi gli algoritmi hanno mostrato assenza di errori sistematici, come si evince dalla PDF riportata in figura 4.3.

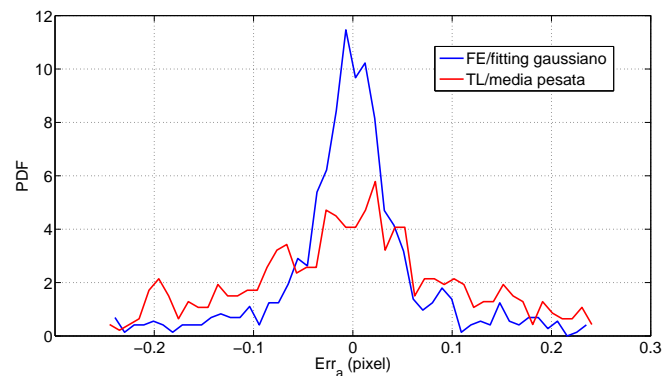


Figura 4.3: Funzione densità di probabilità degli errori misurati per la FE con fitting gaussiano e TL con media pesata.

Complessivamente, la FE con fitting gaussiano monodimensionale consente di ottenere ottimi risultati con precisioni inferiori al decimo di pixel fino ad un numero di particelle pari a 4000 per un'immagine di 256×256 pixel. Per questo motivo le immagini sintetiche per i successivi test sono state generate considerando un numero di particelle inferiore, 2000, in modo tale che i parametri da investigare non risultino influenzati dalla densità del tracciante.

4.2.2 Raggio medio delle immagini delle particelle

Per quanto riguarda la simulazione dell'immagine delle particelle faremo l'ipotesi che questa sia dominata esclusivamente dal limite di diffrazione e quindi che la loro dimensione sia legata esclusivamente alla deviazione standard della distribuzione gaussiana dell'intensità, assimilabile al raggio medio delle immagini delle particelle stesse.

Analogamente all'incremento della densità, immagini di particelle di grandi dimensioni sono soggette ad un maggior grado di sovrapposizione (figura 4.4) e conseguentemente ad una difficoltà crescente per la loro identificazione. Nelle tabelle 4.3 e 4.4 sono riportati i dati utilizzati per la generazione delle immagini.

\bar{r}_p (<i>pixel</i>)
2
3
4
6

Tabella 4.3: Raggio medio delle immagini delle particelle relativo alle prove condotte.

N_p	F (<i>livelli di grigio</i>)	σ_g (<i>livelli di grigio</i>)	σ_r (<i>pixel</i>)
2000	10	1	1

Tabella 4.4: Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con raggio medio variabile.

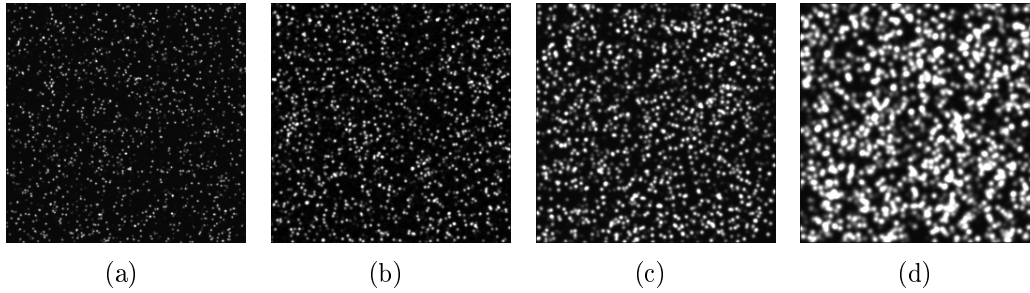


Figura 4.4: Set di immagini con raggio delle immagini delle particelle variabile: (a) 2; (b) 3; (c) 4; (d) 6 pixel

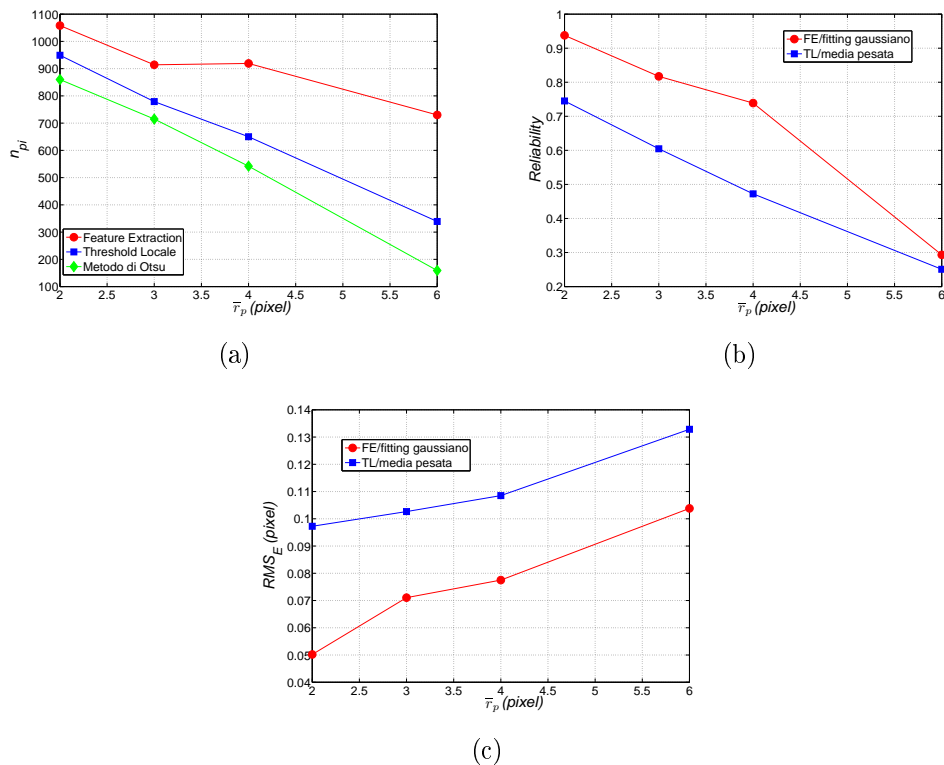


Figura 4.5: Influenza del raggio medio delle immagini delle particelle su: (a) numero di particelle identificate; (b) reliability; (c) RMS_E .

Le prestazioni dei diversi algoritmi sono riportate in figura 4.5. In termini di numero di particelle identificate la FE mostra i risultati migliori con un decremento al crescere del raggio notevolmente ridotto rispetto agli altri due algoritmi di segmentazione (figura 4.5(a)). Dall'analisi della *reliability* (figura 4.5(b)) emergono le ottime prestazioni della FE con il fitting gaussiano che supera il 90% per particelle di piccole dimensioni. Dall'altro lato l'aumento delle dimensioni del raggio medio fino a 6 pixel causa una drastica riduzione sia della *reliability* che del RMS_E per la FE con fitting gaussiano. Ciò potrebbe essere imputato all'utilizzo nel calcolo del baricentro dei soli pixel adiacenti al massimo locale di intensità. Ma se si considera l'algoritmo di media pesata, si nota come questo restituisca dei valori di *reliability* e RMS_E sempre inferiori al fitting gaussiano, nonostante sfrutti per il calcolo del baricentro un numero di pixel legato alla dimensione della particella stessa.

4.2.3 Intensità media dello sfondo

Un altro dei parametri utilizzati per testare gli algoritmi proposti è stata l'intensità media dello sfondo (figura 4.6). Le performance dei diversi algoritmi sono riportate in figura 4.7.

F (livelli di grigio)
20
40
60
80

Tabella 4.5: Intensità media dello sfondo relativa alle prove condotte.

N_p	$\sigma_g(\text{livelli di grigio})$	\bar{r}_p (pixel)	$\sigma_r(\text{pixel})$
2000	1	3	1

Tabella 4.6: Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con intensità media variabile.

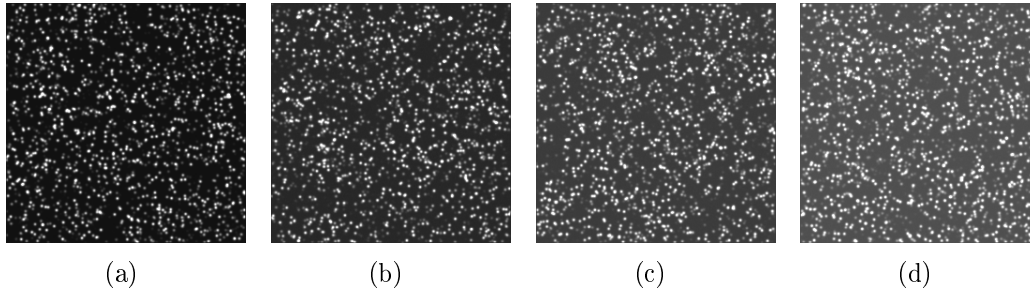


Figura 4.6: Set di immagini con intensità media dello sfondo variabile (livelli di grigio): (a) 20; (b) 40; (c) 60; (d) 80

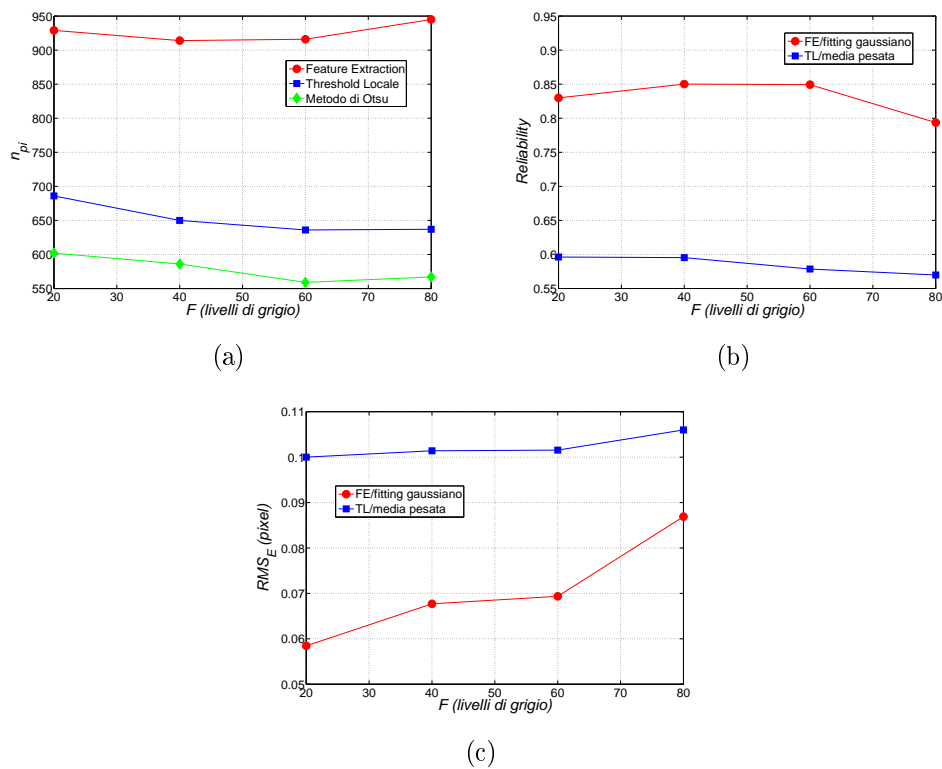


Figura 4.7: Influenza dell'intensità media dello sfondo su: numero di particelle identificate(a); reliability(b); RMS_E (c).

Il numero delle particelle è stato fissato a 2000, mentre la media e la deviazione standard del raggio, rispettivamente, a 3 e 1 pixel (tabella 4.5 e 4.6).

Tutti gli algoritmi utilizzati hanno mostrato una lieve sensibilità al variare dell'intensità media. Se da un lato la FE ha determinato un numero di particelle identificate più elevato per il valore più grande di intensità media (80), a questa corrisponde una *reliability* inferiore all'80% e ciò è da imputare ad una sensibilità dell'algoritmo FE alla presenza di rumore delle immagini, come ulteriormente dimostrato dall'andamento della RMS_E .

Nonostante ciò l' RMS_E della FE con fitting gaussiano mostra una deviazione standard degli errori sempre inferiore al decimo di pixel, confermando ancora una volta le ottimi prestazioni dell'algoritmo.

4.2.4 Rumore di fondo

Fissati i parametri delle particelle analogamente al test precedente e l'intensità media dello sfondo a 10 (tabella 4.8), è stata fatta variare la deviazione standard, σ_g , del rumore di fondo (tabella 4.7).

σ_g (livelli di grigio)
1
2
4
8

Tabella 4.7: Deviazione standard del rumore di fondo per le diverse prove condotte.

N_p	F (livelli di grigio)	\bar{r}_p (pixel)	σ_r (pixel)
2000	10	3	1

Tabella 4.8: Parametri per la generazione delle immagini sintetiche con rumore di fondo variabile.

In figura 4.8 sono riportati gli andamenti dei livelli di grigio per una riga centrale delle 4 immagini generate con differente valore di σ_g . L'effetto della deviazione standard può ridurre la *reliability* e la precisione nella determinazione dei baricentri delle particelle e contemporaneamente impedire l'identificazione delle particelle caratterizzate da bassa intensità, essendo diminuito il rapporto segnale/rumore. I risultati confermano le suddette considerazioni in particolar modo per l'algoritmo di FE con fitting gaussiano. Per la FE si ha una riduzione significativa del numero di particelle all'aumentare della deviazione standard del rumore, mentre, sia il metodo di Otsu che il threshold locale mostrano una scarsa sensibilità all'incremento del rumore.

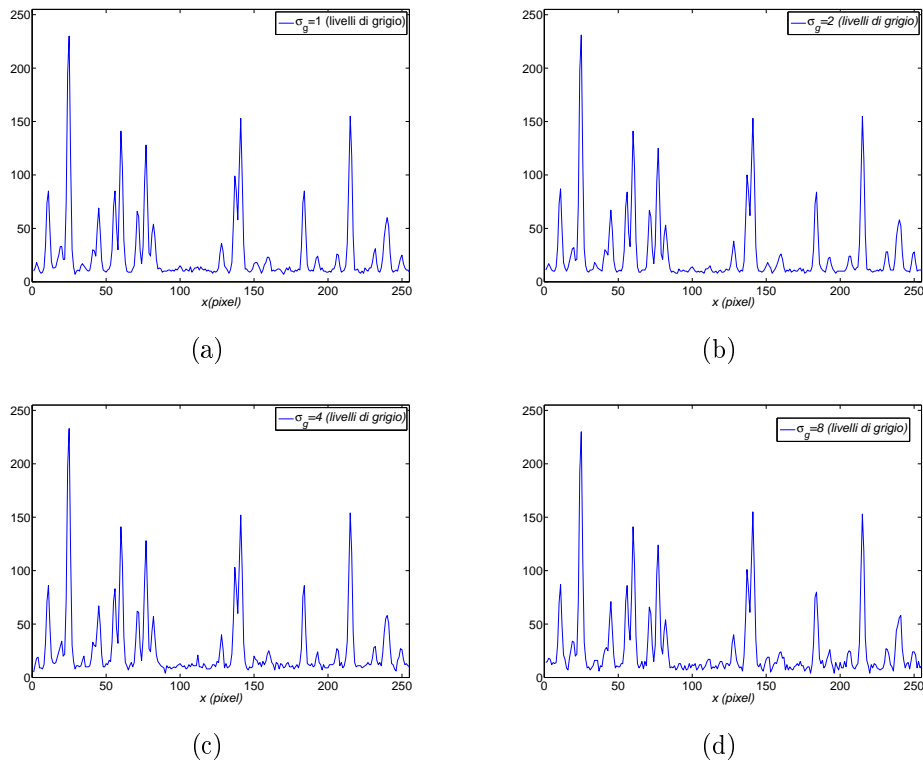


Figura 4.8: Sezioni orizzontali delle immagini (singola riga) con rumore di fondo variabile espresso in deviazione standard: (a) 1; (b) 2; (c) 4; (d) 8 pixel.

Anche in termini di *reliability* la FE con fitting gaussiano soffre di tale incremento (figura 4.9(b)). Ma è dall'analisi dell'andamento della precisio-

ne misurata con l' RMS_E (figura 4.9(c)) che emerge la forte riduzione nelle prestazioni dell'algoritmo di FE con fitting gaussiano all'aumentare della deviazione standard del rumore. Tale sensibilità, non mostrata dagli algoritmi di media pesata e thresholding, è comunque tale da mantenere il livello di RMS_E al di sotto del decimo di pixel.

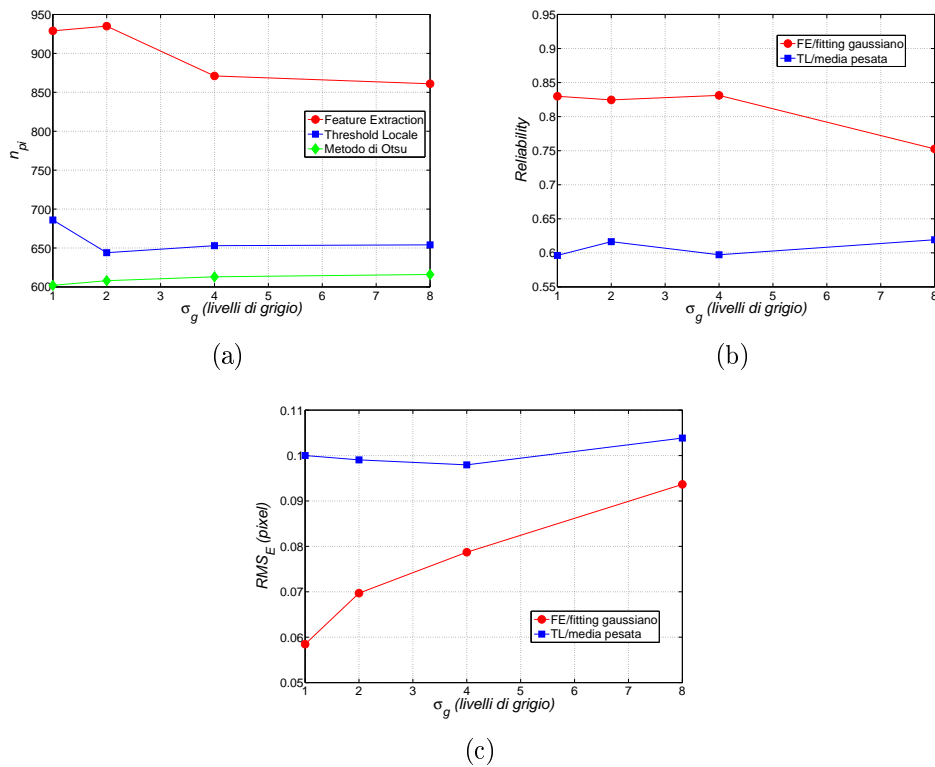


Figura 4.9: Influenza della deviazione standard del rumore di fondo su: (a) numero di particelle identificate; (b) reliability; (c) RMS_E .

4.2.5 Analisi delle immagini VSJ

Il nuovo algoritmo di Feature Extraction è stato testato su 51 immagini della serie 301 di immagini standard della Visualization Society of Japan (VSJ). Queste immagini a 8 bit di 256x256 pixels hanno circa 4000 particelle, con diametro medio e deviazione standard rispettivamente di 5 e 1.4 pixels. Non tutte le particelle sono riconoscibili, a causa dello spessore sottile della lamina di luce che risulta più piccolo della dimensione del volume nel quale sono distribuite le particelle [Ohmi e Li 2000]. Le prestazioni della FE con fitting gaussiano monodimensionale sono state confrontate, analogamente ai precedenti test, con l'algoritmo che implementa il threshold locale e la media pesata, valutando il numero di particelle identificate. La figura 4.10 mostra i baricentri ricostruiti dal FE con fitting gaussiano per il primo frame della serie. La figura 4.10 mette anche confronto i due metodi di identificazione di particelle relativamente ad una porzione dell'immagine. Risulta confermata la capacità del FE di riconoscere particelle con bassa intensità e distinguere particelle sovrapposte.

Considerando l'intera serie di immagini, la FE con fitting gaussiano garantisce il riconoscimento di un numero di particelle sempre più elevato (con

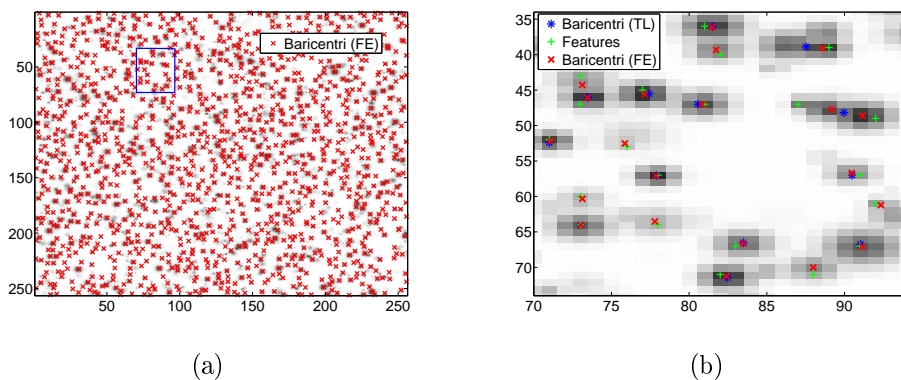
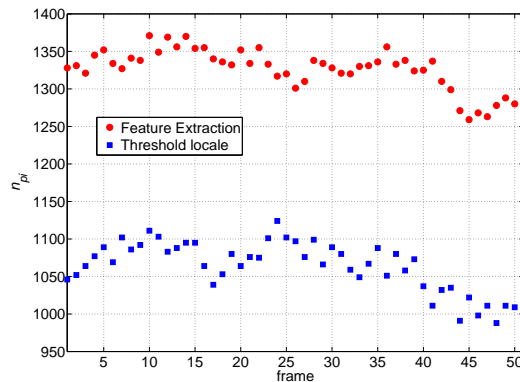
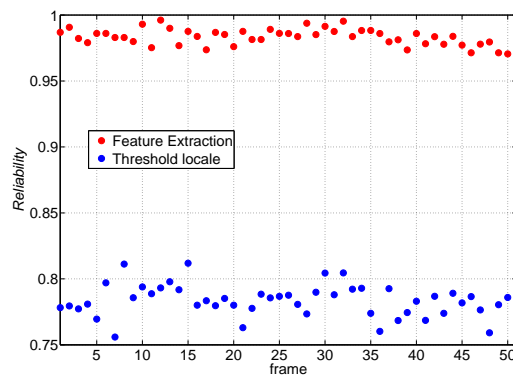


Figura 4.10: (a) Baricentri identificati dalla FE con fitting gaussiano (croci rosse) sovrapposti al negativo dell'immagine del primo frame della serie 301; (b) features (croci verdi) e baricentri ricostruiti con la FE con fitting gaussiano (croci rosse) e TL con media pesata (asterischi blu) sovrapposti alla porzione selezionata in blu dell'immagine generata (a).



(a)



(b)

Figura 4.11: (a) Numero di particelle identificate per i metodi FE e TL; (b) reliability per i metodi FE con fitting gaussiano e TL con media pesata.

media pari a circa 1318) rispetto alla metodologia tradizionale (con media pari a 833)(figura 4.11(a)). Tale differenza deve essere comunque supportata da una percentuale elevata di particelle correttamente identificate. Si riporta quindi nella figura 4.11(b) l'andamento della *reliability* per le due metodologie, per l'intera sequenza di immagini. Dai risultati emergono chiaramente le ottime prestazioni della metodologia proposta, con valori della *reliability* costantemente superiori al 95%. La distribuzione degli errori è stata calcolata su tutti i 51 frame. L' RMS_E della FE con fitting gaussiano è inferiore al decimo di pixel e pari a 0.05 pixel, mentre per il metodo TL con media pesata arriva a 0.17 pixel.

4.2.6 Riepilogo

Dall'analisi complessiva dei risultati emergono chiaramente i vantaggi degli algoritmi di FE e di fitting gaussiano sia in termini di numero di particelle identificate che di *reliability* e di precisione. Uno degli aspetti critici è da ricercare nell'effetto dell'incremento delle dimensioni delle particelle sul fitting gaussiano monodimensionale che ha determinato una riduzione delle sue prestazioni. Un altro fattore critico è la forte sensibilità al rumore delle immagini sia in termini di intensità media, ovvero eccessiva luminosità, sia in termini di deviazione standard del rumore di fondo, legata a diversi fattori come il sensore della camera utilizzata. Nonostante le criticità esposte e la sensibilità ai suddetti fattori, la Feature Extraction con fitting gaussiano ha mostrato prestazioni notevolmente superiori ai metodi di threshold locale e media pesata.

Capitolo 5

Sviluppo di un algoritmo 2F-PTV con adattività spaziale e temporale: descrizione e validazione

La Particle Tracking Velocimetry è, come detto in precedenza, una tecnica ben consolidata nel campo delle misure ottiche nella meccanica dei fluidi sperimentale. E' stata sempre contrapposta alla Particle Image Velocimetry ed utilizzata efficacemente con basse densità del tracciante [Adrian 1991]. Negli ultimi quindici anni però, lo sviluppo di algoritmi di cluster matching ha permesso di lavorare con un numero di particelle più elevato.

Quando si parla di densità del tracciante si fa spesso l'ipotesi che questa sia omogenea all'interno di un'immagine, e ciò è anche l'obiettivo che si prefigge lo sperimentatore. Nella realtà, però, la densità uniforme realizzata inizialmente può variare nel corso dell'esperimento e possono presentarsi contemporaneamente aree con bassa ed alta densità. Tale aspetto è stato affrontato per la PIV [Theunissen et al 2007] con ottimi risultati. Per quanto riguarda la PTV, se da un lato gli algoritmi multi-frame soffrono le densità elevate, dall'altro lato gli algoritmi 2-frame di cluster matching sono soggetti agli stessi problemi della PIV, ovvero assenza di robustezza nel caso di

basse densità o perdita di precisione per alte concentrazioni. Teoricamente questo problema può essere risolto utilizzando algoritmi di cluster matching che utilizzino, per il calcolo della funzione costo, un numero fisso di vicini in luogo di un'area (o volume in 3D) fissa. In particolare, nei prossimi paragrafi verrà affrontato tale problema nel caso bidimensionale andando a verificare l'adattività spaziale della distanza topologica definita nel capitolo 2.

Un altro aspetto preso in considerazione in questa tesi è la possibilità di sfruttare i vantaggi degli algoritmi multi-frame cercando di integrarli in un algoritmo di cluster matching per ridurre le ambiguità legate ad elevate densità del tracciante. Saranno inoltre affrontati gli aspetti legati al rumore delle immagini e come questi possano essere *risolti* da un algoritmo di cluster matching sfruttando schemi multi-frame.

Sebbene le tecniche proposte siano già state utilizzate ed ampiamente discusse in altri lavori [Dalziel 1992], [Li et al 2008], in questo contesto verranno quantificate le prestazioni di un algoritmo di cluster matching con l'ausilio dei suddetti schemi considerando sempre il caso 2D. Infine verranno effettuati confronti con altri algoritmi consolidati e presenti in letteratura sia nel caso 2D, sfruttando le immagini sintetiche fornite dalla VSJ, sia nel caso 3D sfruttando i dati sintetici relativi al vortice di Burgers [Pereira et al 2006].

5.1 Adattività spaziale

Come già detto, la distribuzione delle particelle all'interno di un'immagine può variare da regione a regione ed in particolari situazioni, soprattutto se la densità delle particelle è bassa, il numero di vicini per un algoritmo di cluster matching potrebbe non essere sufficiente per rendere robusto il calcolo della funzione costo. Inoltre, tale funzione varierebbe notevolmente impedendo la scelta corretta di un valore di soglia che assicuri il matching tra le particelle. Infine potrebbero presentarsi problemi in prossimità dei bordi del dominio analizzato, in corrispondenza dei quali l'area definita dal cluster risulta parzialmente al di fuori del dominio stesso.

Per affrontare i problemi suddetti, sono due le strade percorribili. Una possibilità consiste nel variare il raggio R_h , definito nel capitolo 2, in funzione

della densità locale del tracciante. Quest'area dovrebbe essere inversamente proporzionale alla densità locale per garantire una corretta determinazione del valore della funzione costo attraverso un numero sufficiente di vicini. Questo approccio è proprio quello proposto in algoritmi avanzati di PIV per tener conto delle differenti densità del tracciante [Theunissen et al 2007]. Un'altra strada percorribile è ricorrere all'utilizzo di un numero fisso di vicini. Il concetto di distanza topologica, espresso dal numero di vicini, è stato introdotto per la descrizione del comportamento collettivo di diverse specie di animali, come banchi di pesci o stormi di storni. Ogni *elemento* del gruppo (cluster) è in grado di controllare un numero fisso di vicini indipendente dalla distanza metrica, garantendo conseguentemente un comportamento coesivo (Ballerini et al 2008). Negli esperimenti di fluidodinamica questa ipotesi è verificata nell'area le cui dimensioni sono funzione della microscala di Taylor [Pereira et al 2006].

Entrambi i metodi suggeriti consentono di affrontare il problema, ma è ragionevole aspettarsi che l'utilizzo di un numero fisso di vicini sia computazionalmente più efficiente, in quanto non prevede il calcolo della densità locale ed inoltre non presenterebbe il problema suddetto ai bordi del dominio.

In questo contesto, un confronto sistematico tra distanza topologica e metrica per gli algoritmi di cluster matching è assente in letteratura ed è presentato in questa tesi attraverso la valutazione delle prestazioni dell'algoritmo di Polar Coordinate System Similarity [Ruan e Zhao 2005]. In particolare è stato implementato l'algoritmo PCSS considerando nella relazione 2.24 $K = G = P$, essendo P il numero di vicini ed eliminando il parametro della distanza metrica rappresentato dal raggio R_h .

E' necessario ora introdurre alcuni parametri legati al tracking necessari per comparare le prestazioni dei diversi algoritmi. Nel capitolo 4 è stata introdotta la densità del tracciante, ρ , definita come rapporto tra il numero di particelle e il numero di pixel dell'immagine. Tale parametro sebbene fondamentale, deve essere accompagnato nel caso di test su algoritmi di tracking, all'informazione temporale ovvero, lo spostamento delle particelle tra due frame. Si farà quindi riferimento al parametro Φ , definito da Pereira et al. (2006):

$$\Phi = \frac{d_0}{|\mathbf{x}|_{max}} \quad (5.1)$$

essendo:

- d_0 la distanza media tra le particelle e definita come $d_0 = \sqrt{\frac{1}{\pi\rho}}$ nel caso 2D, e $d_0 = \sqrt[3]{\frac{3}{4\pi\rho}}$ nel caso 3D;
- $|\mathbf{x}|_{max} = |\mathbf{u}_{max}| \Delta t$, con $|\mathbf{u}_{max}|$ velocità massima del flusso e Δt l'intervallo temporale che intercorre tra due frame.

Se $\Phi \gg 1$, la probabilità di trovare una corrispondenza esatta è molto elevata, mentre per $\Phi \ll 1$, ovvero per spostamenti molto grandi rispetto alla distanza media delle particelle, il tracking diventa più complicato ed al limite impossibile. Ovviamente tale parametro è definito per l'intera immagine e quindi anche nel caso di un valore $\Phi \gg 1$, localmente può assumere valori notevolmente inferiori all'unità, quando le distribuzioni di velocità o di particelle sono disomogenee all'interno del dominio considerato.

Infine oltre alla *reliability* definita nel capitolo 4 e riadattata qui per il tracking, si introduca lo *yield*, definito come il rapporto tra il numero di particelle per le quali è corretto il matching e il numero totale di particelle per cui esiste la corrispondente al frame successivo.

5.2 Adattività temporale

L'algoritmo 2-Frame di PCSS con definizione del cluster di tipo topologico, definito da ora in avanti Enhanced Polar Coordinate System Similarity (2F-EPS), è stato integrato con schemi multi-frame (MF) al fine di rafforzare il tracking temporale incrementando la lunghezza delle traiettorie e il numero di vettori velocità. Particolari situazioni, come la *perdita* di una particella da un frame all'altro o gli errori nell'identificazione del baricentro, possono creare difficoltà all'algoritmo di tracking basato esclusivamente sul calcolo della funzione di similarità.

Sono due i principali schemi MF utilizzati ed illustrati nei prossimi paragrafi. L'algoritmo nel suo complesso è schematizzato attraverso il diagramma di flusso descritto nella figura 5.1

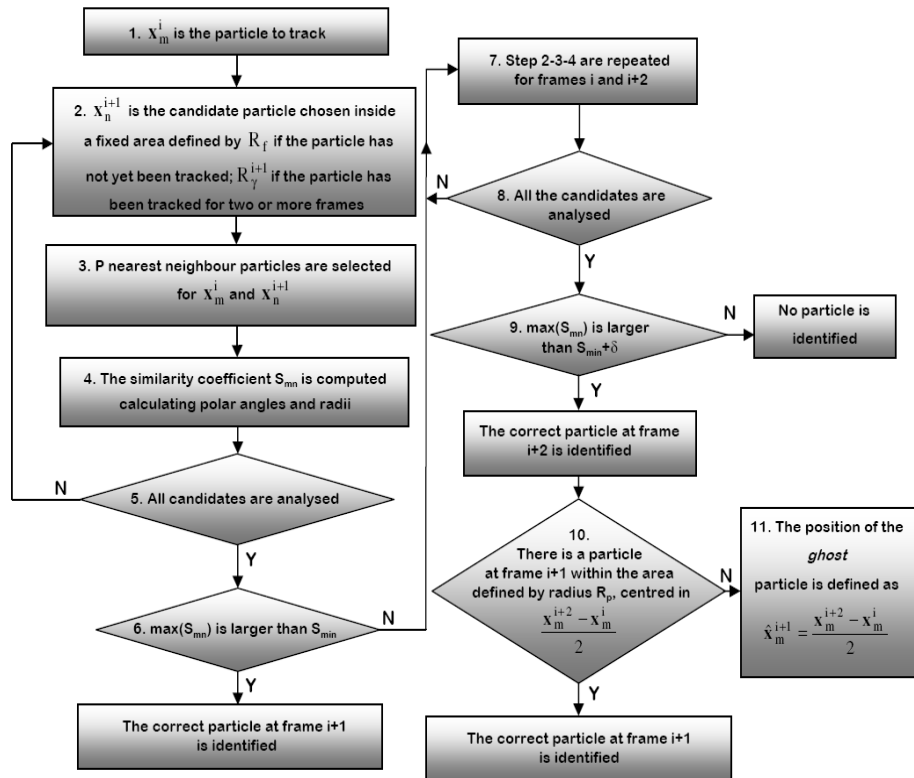


Figura 5.1: Diagramma di flusso dell'algoritmo MF-EPS; il valore δ (step 9) tiene conto di maggiori deformazioni al frame $i+2$.

5.2.1 Tecnica di estrapolazione

Un algoritmo MF, come visto nel capitolo 2, stima la posizione delle particelle nei frame successivi, invece di utilizzare la relazione 2.11. Questo permette di ridurre il numero di particelle candidate ed incrementare così, la probabilità di trovare la particelle corretta. Per stimare la posizione della particella m al frame $i + 1$ note le coordinate della stessa al frame i e $i - 1$ si sfrutta la relazione 2.25, utilizzando come vettore della velocità stimata quella relativa ai frame i e $i - 1$, per cui utilizzando uno schema alle differenze centrate, si ha:

$$\tilde{\mathbf{u}}_m^i = \mathbf{u}_m^{i-1/2}, \quad (5.2)$$

quindi,

$$\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1} = \mathbf{x}_m^i + \mathbf{u}_m^{i-1/2} \Delta t. \quad (5.3)$$

La funzione costo però non è quella espressa dalla 2.26 ma è legata alla 2.24.

Se una particella è stata tracciata per più di due frame, è possibile ricorrere all'equazione cinetica del moto uniformemente accelerato, assumendo che l'accelerazione si mantenga costante tra i frame $i - 2$ e i , per cui:

$$\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1} = \mathbf{x}_m^i + \mathbf{u}_m^{i-1}(\Delta t) + \frac{1}{2} \mathbf{a}_m^{i-1}(\Delta t)^2, \quad (5.4)$$

essendo \mathbf{a}_m^{i-1} l'accelerazione della particella calcolata alle differenze centrate in $i - 1$. Ora, se la posizione della particella è nota per i frame, $i - 2$, $i - 1$ e i , la 5.4 può essere completamente risolta e $\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1}$ estrapolata. Se le posizioni della traiettoria sono quattro, una regressione polinomiale del second'ordine, utilizzando la 5.4 con una procedura ai minimi quadrati potrebbe essere la soluzione ideale, considerando gli inevitabili errori relativi al calcolo del baricentro delle particelle [Li et al 2008]. Se le posizioni delle particelle sono note per più di 4 frame, si utilizza sempre l'equazione cinetica 5.4 ma utilizzando esclusivamente le ultime quattro posizioni.

Una volta stimata la posizione, $\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1}$, è necessario definire l'area (o il volume in 3D) di ricerca per limitare il numero di particelle candidate. Il raggio della suddetta area è legato alla decorrelazione della velocità della particella e teoricamente può essere definito seguendo un approccio fisico, utilizzando una funzione lagrangiana [Malik et al 1993]. Questo implica la conoscenza delle caratteristiche turbolente del flusso analizzato, ovvero la scala integrale temporale e la varianza delle fluttuazioni della velocità. Sfortunatamente, tali parametri non sono generalmente noti, prima dell'esecuzione delle misure. Per ovviare a ciò, un semplice ma affidabile metodo consiste nell'esprimere il raggio di ricerca in funzione dello spostamento della particella tra gli ultimi due frame:

$$R_\gamma^{i+1} = \gamma |\tilde{\mathbf{x}}_m^{i+1} - \mathbf{x}_m^i|, \quad (5.5)$$

essendo γ , un parametro da definire, tale per cui R_γ^{i+1} non sia più grande di R_f definito nella 2.11. Quest'ultimo verrà utilizzato per traiettorie lunghe almeno due frame, mentre per nuove traiettorie rimarrà valida la 2.11.

5.2.2 Tecnica di frame-gap

Problemi del tracking legati ad errori nel calcolo del baricentro o alla *scomparsa* di particelle da un frame all'altro, possono essere evitati sfruttando la tecnica frame-gap [Dalziel 1992], [Li et al 2008]. Questa permette di rinforzare le statistiche lagrangiane nel post-processing riducendo il numero di traiettorie tagliate e consente di rinforzare la descrizione del campo di moto aumentando il numero di vettori velocità. Se il problema di *assignment* per la particella m non è risolto tra i frame i ed $i + 1$, la stessa particella può essere ricercata al frame $i + 2$ (figura 5.2) all'interno di un'area circolare (o di un volume sferico in 3D) centrata in \mathbf{x}_m^i e con raggio $2R_f$. Ovviamente, il valore di similarità minimo deve assumere un valore più elevato per tener conto delle deformazioni maggiori che si possono verificare e considerando il numero di particelle candidate inevitabilmente più elevato (figura 5.1).

La seguente relazione definisce il vettore velocità tra i frame i e $i + 2$:

$$\mathbf{u}_m^{i+1} = \frac{\mathbf{x}_m^{i+2} - \mathbf{x}_m^i}{2\Delta t}. \quad (5.6)$$

Nell'ipotesi che la velocità si mantenga costante tra i frame i e $i + 2$, possiamo scrivere:

$$\tilde{\mathbf{u}}_m^{i+1/2} = \tilde{\mathbf{u}}_m^{i+3/2} = \mathbf{u}_m^{i+1}. \quad (5.7)$$

A questo punto \mathbf{u}_m^{i+1} , può essere utilizzato per verificare se la particella è effettivamente presente nel frame $i + 1$ (figura 5.2) ma non è stata identificata perché non soddisfaceva il criterio di similarità. Si effettua quindi una seconda procedura di ricerca cercando la particella nel frame $i + 1$, all'interno di un'area (o un volume) di ricerca centrato in $\mathbf{x}_m^i + \tilde{\mathbf{u}}_m^{i+1/2}\Delta t$ e con raggio definito dalla dimensione caratteristica delle particelle traccianti espresso in pixel (R_p). Se nessuna particella viene identificata con questa procedura si introduce la posizione della *ghost particle*, $\hat{\mathbf{x}}$, come:

$$\hat{\mathbf{x}}_m^{i+1} = \mathbf{x}_m^i + \tilde{\mathbf{u}}_m^{i+1/2}\Delta t. \quad (5.8)$$

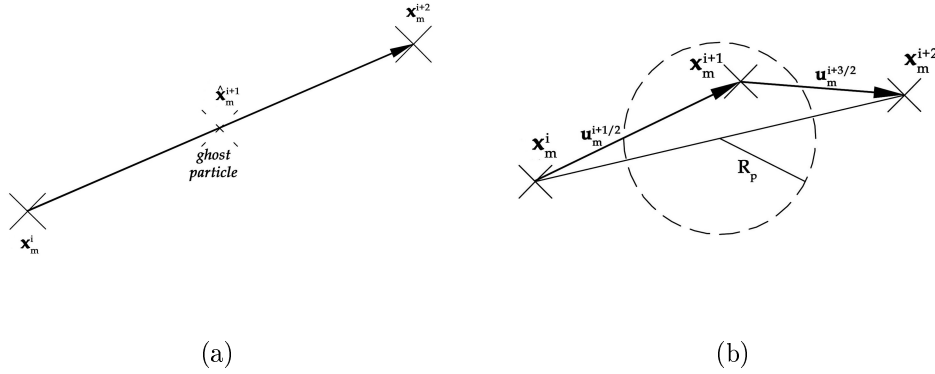


Figura 5.2: Strategia frame-gap: (a) rappresentazione della particella *ghost*; (b) particella identificata al frame $i + 1$ attraverso la seconda procedura di identificazione

5.3 Risultati e confronti: caso 2D

Le prime prove condotte per convalidare le tecniche sviluppate, analizzarne le capacità e gli eventuali aspetti negativi, si riferiscono a casi bidimensionali. In particolare il primo test ha riguardato il confronto tra l'algoritmo di Ruan e Zhao (2005) del PCSS, appositamente implementato per questa tesi, e la tecnica qui sviluppata del 2F-Enhanced Polar coordinate system Similarity (2F-EPS), sfruttando i dati generati sinteticamente del canyon urbano descritti nel capitolo 3. Nello specifico, sono stati effettuati dei confronti considerando il caso di densità del tracciante omogenea e disomogenea.

Un secondo test è consistito nella valutazione degli effettivi apporti degli schemi multi-frame (MF) all'algoritmo 2F-EPS. In questo caso si è fatto uso dei dati sintetici relativi alle immagini della VSJ. L'utilizzo esclusivo delle coordinate dei baricentri ha lo scopo di valutare le effettive prestazioni degli algoritmi indipendentemente dalla procedura di identificazione delle particelle.

L'ultimo test è stato invece condotto considerando le immagini della VSJ, valutando quindi le prestazioni dell'intera catena di misura a partire dall'identificazione e calcolo del baricentro delle particelle fino ad arrivare al tracking temporale. Tale analisi è stata condotta effettuando dei confronti con algoritmi riportati in letteratura.

5.3.1 2F-EPS vs PCSS

La prima analisi ha riguardato il caso di distribuzione del tracciante omogenea. La dimensione del dominio considerato è di 256×256 pixel ovvero assumendo che l'altezza, H , e la larghezza, W , del canyon siano uguali. La velocità u_0 è stata imposta pari a 12 pixel/frame, mentre il numero di frame analizzati è uguale a due. Nella figura 5.3 è riportato il campo di moto ricostruito con il 2F-EPS per una densità del tracciante media ($\rho \approx 0.040$ ppp). Considerata la velocità massima delle particelle, si ha in questo caso, $\Phi \approx 0.235$. Ci troviamo quindi in una situazione con $\Phi < 1$ ma come si evince dalla figura 5.3 l'algoritmo consente di ottenere vettori velocità coerenti con il canyon urbano.

Per un test più completo sono stati considerati 13 valori di densità differenti variabili tra 0.010 e 0.065 ppp corrispondenti a $0.470 \leq \Phi \leq 0.184$. I parametri utilizzati per i due algoritmi sono uguali ed in particolare è stato imposto: $\epsilon_r = 1$ pixel, $\epsilon_\theta = \pi/18$ rad, $R_f = 12$ pixel e $S_{min} = 5$. Il raggio, R_h , che esprime la distanza metrica e il numero di vicini P , rispettivamente relativi al PCSS e al 2F-EPS, sono stati scelti in funzione dello *yield*, calcolato per tutte le densità considerate. In figura 5.4 sono riportati i risultati per tre diverse densità, bassa, media e alta ($\rho \approx 0.010$ ppp, i.e. 600 particelle; $\rho \approx 0.035$ ppp, i.e. 2400 particelle; $\rho \approx 0.065$, i.e. 4200 particelle).

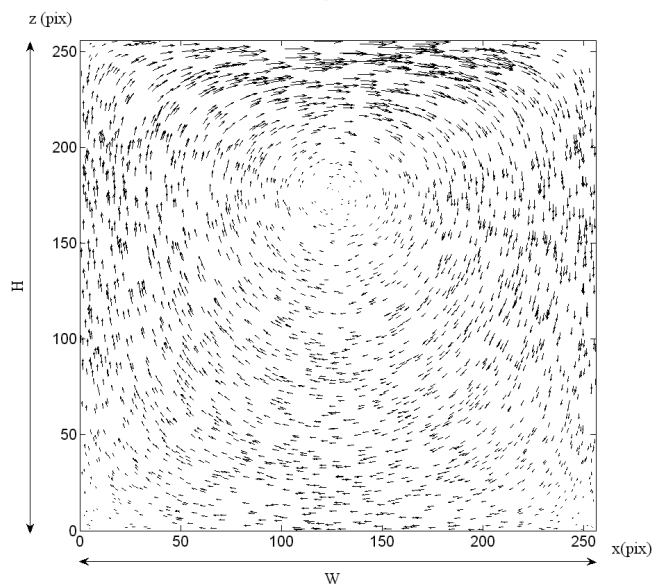


Figura 5.3: Campo di moto ricostruito dal 2F-EPS con $\rho \approx 0.040$ ppp.

Dai grafici emerge che entrambi gli algoritmi necessitano di un numero sufficiente di particelle vicine (i.e. un valore elevato di R_h per il PCSS) in modo tale da garantire la similarità tra i *cluster* di particelle. Allo stesso modo, questo numero non deve essere troppo elevato altrimenti la condizione di quasi-rigidità potrebbe non essere rispettata.

A partire dai valori massimi dello *yield* per ogni classe di densità, per le quali si ha un corrispondente valore ottimale di R_h (R_{h-opt}) e di P (P_{opt}) sono state valutate le prestazioni degli algoritmi al variare della densità del

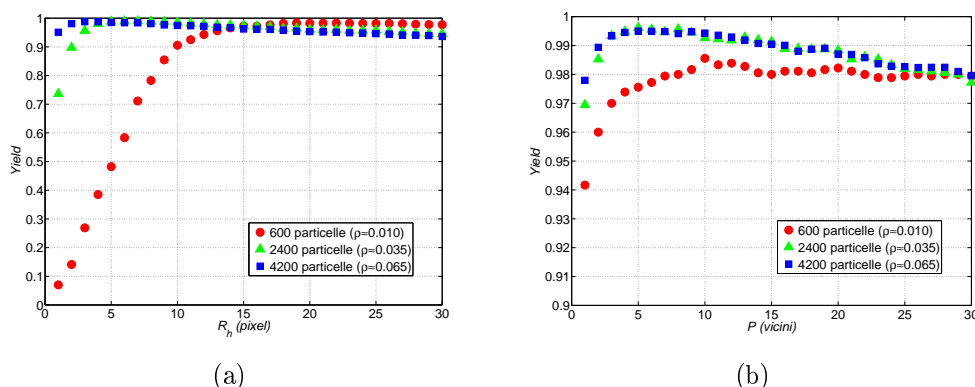


Figura 5.4: Andamento dello *yield* calcolato per tre classi di densità in funzione (a) del raggio R_h e (b) del numero di vicini P .

tracciante. I risultati ottenuti sono riportati nelle figure 5.5(a) e 5.5(b). Si nota come, sia R_{h-opt} che P_{opt} decrescano all'aumentare della densità con una potenza negativa. Ciò conferma che al diminuire della densità i valori di distanza metrica e topologica dovrebbero essere più elevati, come già detto in precedenza. Per meglio confrontare i due andamenti ottenuti, associati a due quantità diverse (R_h e P), il valore di R_{h-opt} è stato trasformato nel corrispondente numero di particelle, P_h , attraverso la seguente relazione:

$$P_h = \pi R_{h-opt}^2 \rho. \quad (5.9)$$

Si nota come il valore di P_h , che dovrebbe indicare il numero ottimale di particelle del cluster, decresca da 17 a 15 (figura 5.5). Confrontando questo andamento con quello relativo all'output del 2F-EPS emergono chiaramente delle differenze in termini di numero di vicini (figura 5.5). Ciò è dovuto all'adattività spaziale contenuta intrinsecamente nel concetto di distanza topologica ed espressa dai risultati del 2F-EPS. La figura 5.6 riporta lo *yield* in funzione della densità del tracciante considerando i valori ottimali, R_{h-opt} e P_{opt} . Complessivamente i due algoritmi determinano dei valori prossimi al 100%, con delle percentuali leggermente superiori per il 2F-EPS.

Nonostante ciò è necessario effettuare ulteriori test per approfondire l'adattività spaziale dell'algoritmo. Sono state così posizionate le particelle considerando una distribuzione non uniforme del tracciante. In particolare

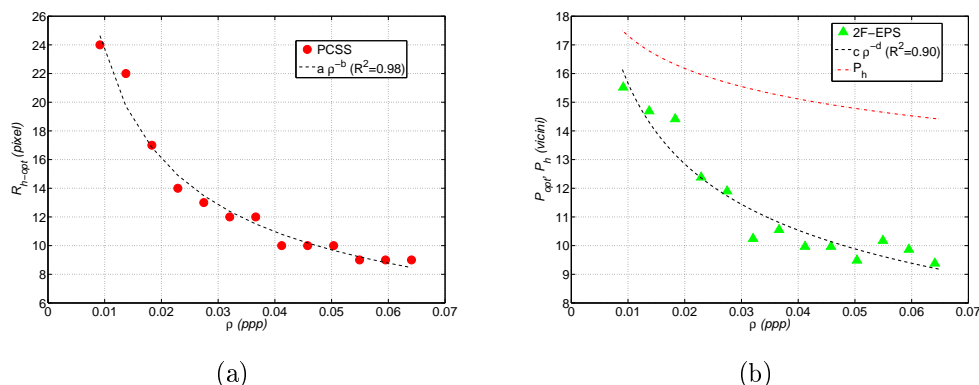


Figura 5.5: (a) Grafico dell'andamento di R_{h-opt} per le diverse densità del tracciante e corrispondente fitting ($a = 1.9$, $b = 0.5$); (b) grafico dell'andamento di P_{opt} per le diverse densità del tracciante, con il corrispondente fitting ($c = 4.2$, $d = 0.3$) confrontato con l'andamento di P_h . R^2 è il coefficiente di correlazione

il numero totale di particelle è stato diviso in due set. L'80% del totale è distribuito lungo l'asse z con una distribuzione normale con varianza σ^2 e con il massimo imposto in $z = 255$ pixel, ovvero dove sono massimi i gradienti di velocità. Lungo l'asse x invece sono state distribuite uniformemente. Il restante 20% è distribuito uniformemente nell'intero dominio.

Sono stati così valutati gli effetti della deviazione standard, σ , della distribuzione delle particelle sullo *yield* considerando due diversi numeri di particelle (1200, i.e. $\rho \approx 0.02$ ppp; 3600, i.e. $\rho \approx 0.055$ ppp). I risultati di questi test sono riportati nelle figure 5.7 e 5.8. La figura 5.7 mostra i campi di velocità ricostruiti con il 2F-EPS e il PCSS nel caso peggiore con il valore più basso della deviazione standard. Le croci rosse nella figura rappresentano i punti per i quali il coefficiente di similarità calcolato con il PCSS è minore di S_{min} . L'algoritmo mostra delle prestazioni superiori rispetto al PCSS in quei casi in cui le particelle risultano isolate o quando sono posizionate dove è più elevato il gradiente della distribuzione delle particelle (figura 5.7). Questi risultati possono essere quantificati calcolando lo *yield* per i diversi valori di deviazione standard (figura 5.8). Dal grafico emerge che il PCSS soffre la disomogenea densità del tracciante all'interno dell'immagine: più è piccola la deviazione standard della distribuzione e maggiori sono le difficoltà legate

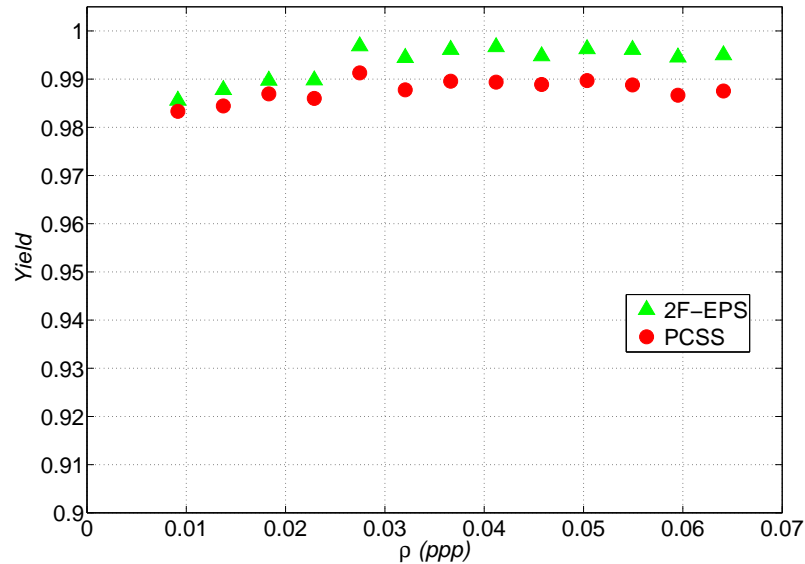
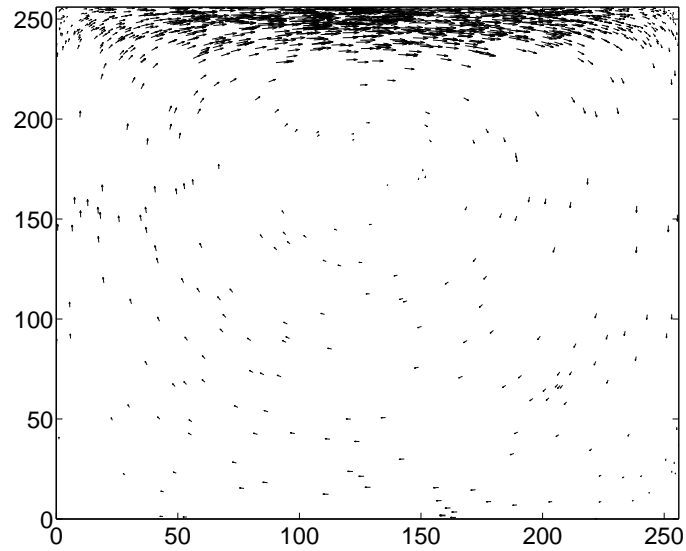
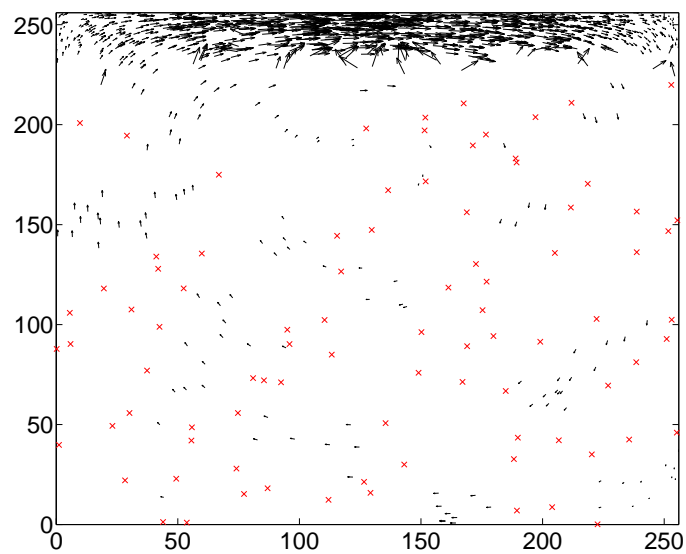


Figura 5.6: Confronto tra i valori di *yield* calcolati per il PCSS e il 2F-EPS per le diverse densità di tracciante considerate.

al tracking. Tale problema è risolto con il 2F-EPS, in grado di gestire contemporaneamente piccole e grandi aree per la correlazione, rispettivamente nella parte superiore ed inferiore del dominio considerato, utilizzando un numero più elevato di particelle ($P_{opt}=23$ con 3600 particelle) rispetto al caso con distribuzione uniforme. Per il valore più piccolo di deviazione standard il 2F-EPS mostra uno *yield* superiore all'80% per entrambe le classi considerate, mentre per il PCSS si ha una forte riduzione delle performance già per $\sigma^{-1} > 0.03$. I risultati ottenuti mostrano chiaramente i benefici che possono ottenersi sfruttando per la definizione di *cluster* la distanza topologica piuttosto che quella metrica.



(a)



(b)

Figura 5.7: Campo di moto ricostruito con il (a) 2F-EPS e il (b) PCSS nel caso di distribuzione non uniforme del tracciante con $\sigma = 0.09$ e 1200 particelle; le croci rosse rappresentano i punti del primo frame per cui il PCSS non è in grado di effettuare il matching a causa della distribuzione non omogenea delle particelle.

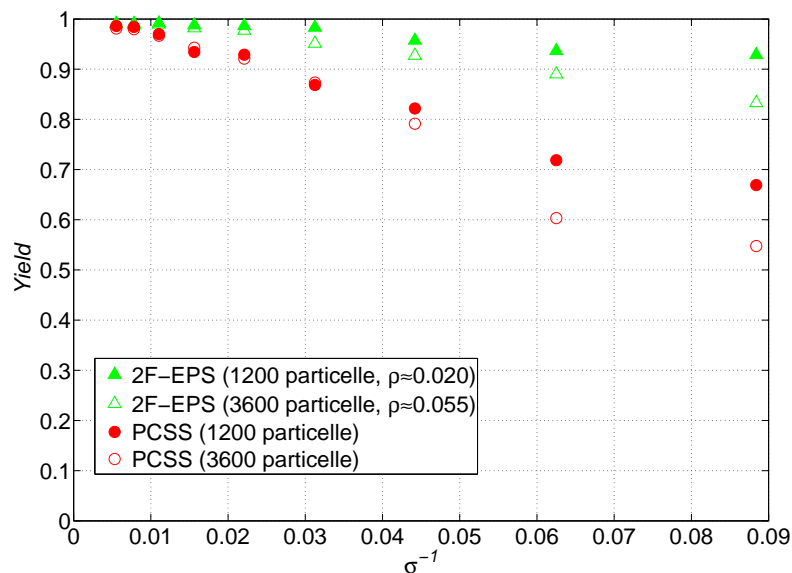


Figura 5.8: Andamento dello *yield* per il PCSS e il 2F-EPS in funzione della deviazione standard della distribuzione delle particelle per due classi di densità ($\rho \approx 0.020$ ppp, $\rho \approx 0.055$ ppp).

5.3.2 MF-EPS vs 2F-EPS

I dati delle immagini forniti dalla VSJ sono stati utilizzati per comparare le prestazioni del 2F-EPS con la sua implementazione multi-frame (MF-EPS). Analogamente ai precedenti test i dati di input dell'algoritmo sono le coordinate delle particelle in funzione del tempo. In particolare, sono stati utilizzati i dati della serie 301-B contenente 51 frame relativi al flusso tridimensionale in corrispondenza dello *shear layer* del getto (capitolo 3). La tabella 5.1 riporta i dati relativi alle immagini generate. Tre serie di quattro frame sovrapposti sono riportati nella figura 5.9.

Sono state condotte due differenti analisi. La prima è volta ad effettuare il confronto tra il 2F-EPS con il MF-EPS al fine di verificare se l'utilizzo di schemi multi-frame possa aiutare il tracking riducendo le ambiguità durante il matching temporale. La seconda analisi ha previsto la modificazione dei dati originali simulando l'assenza di particelle o errori nell'identificazione delle

Dimensione immagine ($pixel^2$)	256 × 256
Massimo spostamento particelle ($pix/frame$)	10.0
Numero di particelle per immagine	4000
Φ	0.228

Tabella 5.1: Dati caratteristici della serie 301

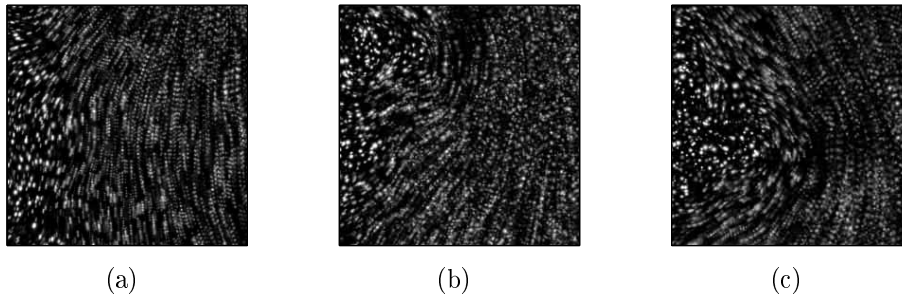


Figura 5.9: Sovrapposizione di 4 frame consecutivi per tre intervalli temporali (0 – 3; 23 – 26; 46 – 49) della serie 301B.

stesse, attraverso l'introduzione di un alto livello di rumore in ciascun frame. Il rumore simulato consiste in:

- eliminazione del 20% del numero totale di particelle scelto casualmente con distribuzione uniforme;
- modificazione della posizione delle rimanenti particelle fino ad un massimo di 0.3 pixel assumendo una distribuzione normale con media nulla e varianza 0.3 pixel.

I parametri utilizzati per i due algoritmi sono riportati nella tabella 5.2. Una parte delle traiettorie più lunghe di 20 frame, ricostruite dal MF-EPS per il caso con elevato rumore è mostrato in figura 5.10. Il verde è associato ai primi frame mentre il rosso agli ultimi.

E' stata quindi condotta un'analisi statistica costruendo gli istogrammi relativi alle traiettorie corrette più lunghe di 20 frame per i due algoritmi e per i due casi considerati (figura 5.11). Nei grafici è riportato anche l'istogramma delle traiettorie corrette relative ai dati originali. Dalla prova in assenza di rumore emerge che entrambi gli algoritmi restituiscano buoni risultati.

	2F-EPS	MF-EPS
R_f (pixel)	10	10
P	18	18
ϵ_r (pixel)	1	1
ϵ_{theta} (rad)	$\pi/18$	$\pi/18$
S_{min}	13	13
γ	1	-

Tabella 5.2: Parametri utilizzati per i due algoritmi EPS.

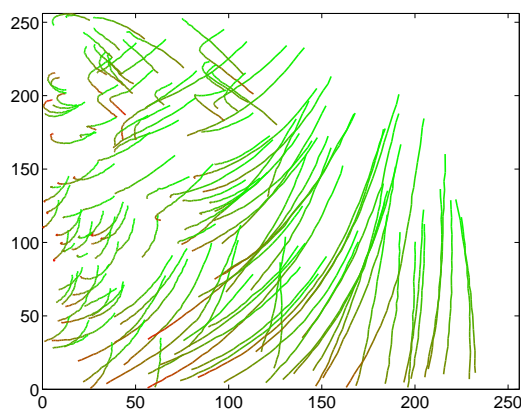


Figura 5.10: Parte delle traiettorie più lunghe di 20 frame ricostruite correttamente dal MF-EPS nel caso con rumore.

L'utilizzo di schemi MF determina un leggero aumento del numero di traiettorie ricostruite e ciò è probabilmente da associare al metodo di estrapolazione che aiuta l'algoritmo a ridurre il numero di particelle candidate essendo $R_f \geq R_\gamma$. Per valutare efficacemente gli effetti del frame-gap è necessario considerare la prova con presenza di rumore. La figura 5.11 mostra per entrambi gli algoritmi dei risultati peggiori in termini di numero di traiettorie ricostruite rispetto al test precedente e ciò è dovuto all'utilizzo di un livello di rumore molto alto [Li et al 2008]. Nonostante ciò, il numero di traiettorie è considerevolmente più alto per il MF-EPS rispetto al 2F-EPS, confermando ancora una volta i miglioramenti associati agli schemi MF. Ad esempio, l'algoritmo 2F-EPS permette di tracciare 51 traiettorie con lunghezza compresa tra 26 e 30 frame, mentre il MF-EPS ben 171 con un guadagno del 340%.

Questi risultati sono qualitativamente illustrati in figura 5.12 dove sono

riportate le traiettorie più lunghe di 40 frame. Per meglio quantificare le prestazioni dei due algoritmi è stato definito il coefficiente *tracking ability*, λ_{ta} , in grado di misurare sia l'accuratezza che l'abilità dell'algoritmo di tracciare traiettorie corrette e lunghe. E' necessario però definire che cosa si intende per traiettoria corretta. Si assuma che T_a sia una traiettoria reale (relativa ai dati di input). Se una traiettoria T ricostruita dall'algoritmo di tracking esiste ed ogni punto di T coincide con ogni punto di T_a nel frame corrispondente, allora T è definita una traiettoria corretta di T_a [Li et al 2008].

λ_{ta} si definisce:

$$\lambda_{ta} = \sqrt{\frac{n_{ptc}n_{itr}}{n_{ptt}n_{ctr}}} \quad (5.10)$$

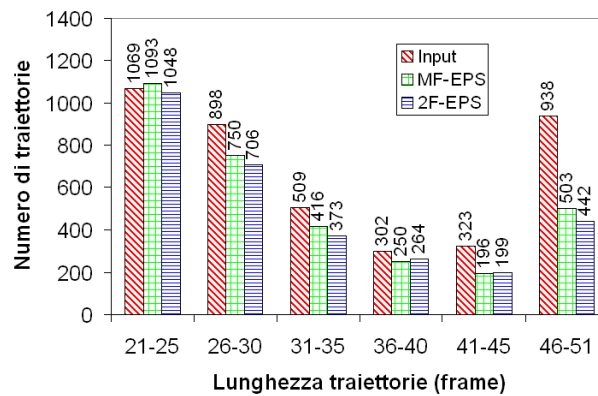
essendo:

- n_{ptc} il numero di particelle tracciate correttamente;
- n_{ptt} il numero totale di particelle tracciate;
- n_{itr} il numero di traiettorie in input;
- n_{ctr} il numero di traiettorie corrette.

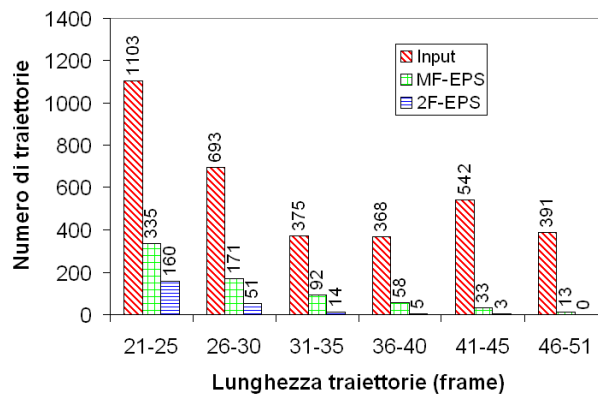
Tale coefficiente include il *correct ratio* introdotto da Li et al (2008) che non è in grado di per sé di distinguere traiettorie spezzate. Per questa ragione è stato introdotto il rapporto n_{itr}/n_{ctr} . Tale rapporto assume, al limite, valore unitario, eccetto per il caso in cui il numero di traiettorie corrette è più basso del numero di traiettorie in input.

Il coefficiente introdotto, sebbene severo, avendo introdotto la media geometrica, quantifica completamente l'abilità dell'algoritmo di tracciare traiettorie lunghe e corrette. I valori di λ_{ta} calcolati per le diverse prove sono riportati nella tabella 5.3. La prova senza rumore restituisce per entrambi gli algoritmi i valori più elevati di λ_{ta} con il MF che si avvicina all'unità. Il caso con rumore mostra una netta riduzione delle prestazioni dei due algoritmi come già evidenziato precedentemente, mostrando inoltre una differenza meno marcata tra i due algoritmi rispetto alla prova senza rumore. A tal proposito è stata calcolata anche la lunghezza media delle traiettorie più

lunghe di 20 frame (tabella 5.3). Nel caso senza rumore la lunghezza media delle traiettorie è la stessa per i due algoritmi, in quanto vengono considerate solo traiettorie più lunghe di 20 frames. In presenza di rumore invece emerge più chiaramente la capacità dell'algoritmo MF di tracciare traiettorie lunghe, aspetto fondamentale per un'analisi lagrangiana, come si nota inoltre dalla figura 5.12 che confronta le traiettorie più lunghe di 40 frame per i due algoritmi.



(a)



(b)

Figura 5.11: Istogramma delle traiettorie corrette più lunghe di 20 frame per il caso (a) senza rumore e (b) con rumore.

Senza rumore		Input	2F-EPS	MF-EPS
λ_{ta}	-		0.79	0.87
$\bar{\ell}(\text{frame})$		34.4	23	32
Con rumore		Input	2F-EPS	MF-EPS
λ_{ta}	-		0.58	0.62
$\bar{\ell}(\text{frame})$		32.5	25	28

Tabella 5.3: *Tracking ability* e lunghezza media delle traiettorie più lunghe di 20 frame per gli schemi 2F e MF nei due casi considerati, con e senza rumore.

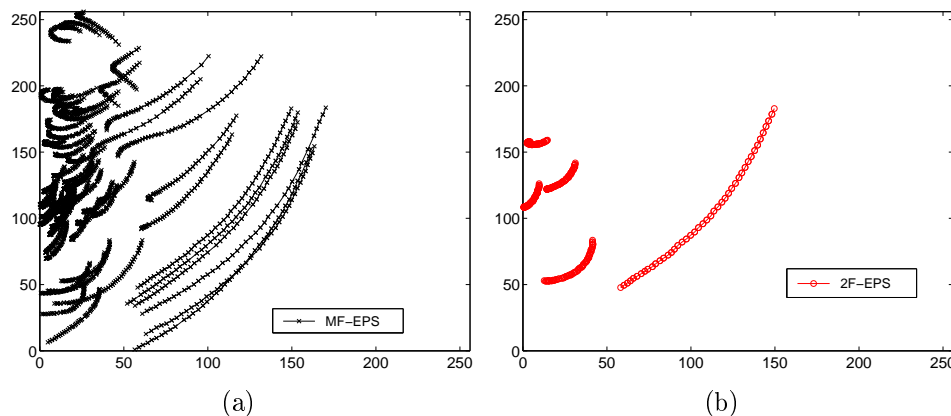


Figura 5.12: Traiettorie più lunghe di 40 frame per (a) il MF-EPS e (b) il 2F-EPS.

5.3.3 Confronti con algoritmi consolidati

L'ultimo test 2D relativo agli algoritmi proposti è volto all'applicazione dell'intera catena di misura ai primi 3 frame della serie 301 delle immagini della VSJ. In particolare sono stati confrontati gli algoritmi 2F/MF-EPS, il PCSS, l'NRX (Capitolo 2), il 3FIT (Capitolo 2) e l'algoritmo di Munkres per la massimizzazione della funzione di similarità con il 2F-EPS.

	Frame utilizzati	Numero vettori (n_{vi})	Numero vettori corretto (n_{vci})	Reliability (%)
Dati originali	0-1	3917	3917	100.0
	0-2	3785	3785	100.0
	0-1-2	7816	7816	100.0
3FIT	0-1-2	3038	2637	86.8
MF-EPS	0-1-2	3448	3381	98.1
PCSS	0-1	1122	1104	98.4
	0-2	1019	973	95.5
NRX	0-1	808	788	97.5
	0-2	714	680	95.2
2F-EPS	0-1	1123	1112	99.0
	0-2	1014	977	96.4
2F-EPS/Munkres	0-1	859	861	99.7
	0-2	872	874	99.8

Tabella 5.4: Confronto tra i diversi algoritmi di PTV proposti utilizzando i frame 0, 1 e 2 della serie 301 della VSJ.

I baricentri delle particelle sono stati calcolati con il metodo della FE seguito dal fitting gaussiano monodimensionale (§ 4.2.5), eccetto per l'NRX per il quale sono stati utilizzati dati di letteratura basati sulla dynamic-threshold binarization [Ohmi e Li 2000]. Ciò determina un numero di particelle identificate differente. Ma la *reliability*, definita come il rapporto tra il numero di vettori corretti (n_{vci}) e il numero totale di vettori identificati (n_{vi}), può essere utilizzata per il confronto.

Dalla tabella 5.4 emerge che tutti gli algoritmi 2F restituiscono per la coppia 0-1, un valore di *reliability* in termini percentuali superiore al 98%. L'applicazione dell'algoritmo di Munkres al 2F-EPS mostra i risultati migliori in termini di *reliability*, ma dall'altro lato determina il più basso numero di vettori correttamente identificati. Inoltre il tempo di calcolo stimato è di circa 70 volte più elevato del corrispondente 2F-EPS con massimizzazione locale della funzione di similarità. Tale risultato è in accordo con i risultati mostrati da Ouellette (2006). Il numero massimo di vettori corretto è invece ottenuto dal 2F-EPS con 1112 vettori. Per quanto riguarda invece la coppia 0-2 il 2F-EPS raggiunge livelli di accuratezza superiori rispetto agli altri

algoritmi 2F, come il PCSS, l'NRX, con dei valori di *reliability* superiori al 96%. L'utilizzo dell'algoritmo di Munkres in questa situazione si dimostra più efficace mantenendo lo stesso livello di accuratezza, circa il 99%, ma garantendo un numero di vettori correttamente identificato comparabile al 2F-EPS. Per quanto riguarda gli algoritmi multi-frame il 3FIT mostra i risultati peggiori sia in termini di accuratezza, che di vettori correttamente identificati rispetto al MF-EPS, che raggiunge un'accuratezza del 98% con circa il 22% in più di vettori correttamente identificati.

5.4 Risultati e confronti: caso 3D

L'estensione naturale 3D dell'EPS prevede l'utilizzo di coordinate sferiche, per cui la 2.24, considerate le modifiche relative all'adattività spaziale, diventa:

$$S_{3D} = \sum_{p=1}^P \sum_{p=1}^P H(\epsilon_r - |r_{mp}^i - r_{np}^{i+1}|, \epsilon_\theta - |\theta_{mp}^i - \theta_{np}^{i+1}|, \epsilon_\phi - |\phi_{mp}^i - \phi_{np}^{i+1}|), \quad (5.11)$$

essendo H la funzione step introdotta nel capitolo 2 ed ϵ_r , ϵ_θ , ϵ_ϕ le tolleranze definite sul raggio e gli angoli sferici che ammettono lo scostamento del cluster dal moto parallelo. L'algoritmo di tracking 3D così costruito prevederà in input le coordinate delle particelle nello spazio tridimensionale supposte determinate con la procedura di ricostruzione stereoscopica descritta nel capitolo 2. In questa sezione verrà quindi affrontato un test per valutare le prestazioni dell'algoritmo di tracking 3D, da qui in avanti Enhanced Spherical coordinate system Similarity (ESS), senza l'estensione multi-frame, confrontando gli output con quelli di altri due algoritmi già presentati, ovvero l'approccio Nearest Neighbour (NN) e il New Relaxation (NRX). Tale confronto è basato su dati di letteratura riportati in Pereira et al (2006).

E' stato definito un set di 5000 particelle distribuite uniformemente in un dominio volumetrico con dimensioni $100 \times 100 \times 100 \text{ mm}^3$ con $X \in [-50, 50] \text{ mm}$, $Y \in [-50, 50] \text{ mm}$, $Z \in [-50, 50] \text{ mm}$ e campo di velocità

generato sinteticamente attraverso l'equazione di Burgers (capitolo 3). I parametri utilizzati per il vortice di Burgers sono: $\Gamma = 200 \text{ mm}^2 \text{ s}^{-1}$, $\sigma = 0.01 \text{ s}^{-1}$ e $\nu = 1 \text{ mm}^2 \text{ s}^{-1}$. Per simulare con maggiore efficacia la tridimensionalità del moto è stato inoltre introdotto un gradiente di velocità lineare $\delta = 0.001 \text{ s}^{-1}$ perpendicolare al piano XY .

Nelle simulazioni sono stati utilizzati sempre due frame considerando diversi intervalli temporali, che determinano una difficoltà crescente dell'algoritmo verificabile calcolando il parametro Φ come riportato in tabella 5.3. Il numero iniziale di particelle, N_0 , è uguale per ogni test, con una d_0 costante e pari a circa 3.628 mm . Per simulare una situazione realistica è stato introdotto, analogamente ai test precedenti, del rumore, riducendo la popolazione di particelle del 5% tra due frame, creando così una difficoltà per l'algoritmo di matching. Il raggio di ricerca R_f per il *nearest neighbour* è stato imposto pari a 5 mm per $\Delta t < 5 \text{ s}$ e uguale a 10 mm negli altri casi [Pereira et al 2006]. Per l'algoritmo NRX e l'ESS, R_f varia tra 5 e 6 mm per $\Delta t < 5 \text{ s}$, e tra 8 e 10 mm negli altri casi. Gli altri parametri del metodo di rilassamento si trovano in Pereira et al (2006). Per quanto riguarda l'ESS il numero di vicini è stato imposto pari a 24 mentre il valore di S_{min} è pari a 12. I parametri relativi alle tolleranze sono riportati in tabella 5.5. La figura 5.13 mostra l'andamento dello *yield* in funzione del parametro Φ per i tre algoritmi considerati.

Si può notare che tutti e tre i metodi di tracking restituiscano dei valori di *yield* ottimali superiori al 97% per valori di $\Phi > 3.5$. Per valori inferiori di Φ il *nearest neighbour* restituisce dei risultati molto peggiori rispetto agli altri due algoritmi. Per valori di $\Phi > 0.7$, l'NRX e l'ESS mantengono dei valori di *yield* superiori all'98%, mentre il *nearest neighbour* mostra un forte decremento già per valori di Φ inferiori a 3.5.

Questa forte diminuzione è legata al fatto che lo spostamento massimo della particella, $|\mathbf{x}|_{max}$ è più grande di d_0 (3.628 mm) (tabella 5.5). Lo schema *nearest neighbour* per come è costruito funziona ottimamente solo se gli spostamenti delle particelle sono piccoli rispetto alla distanza media delle particelle stesse.

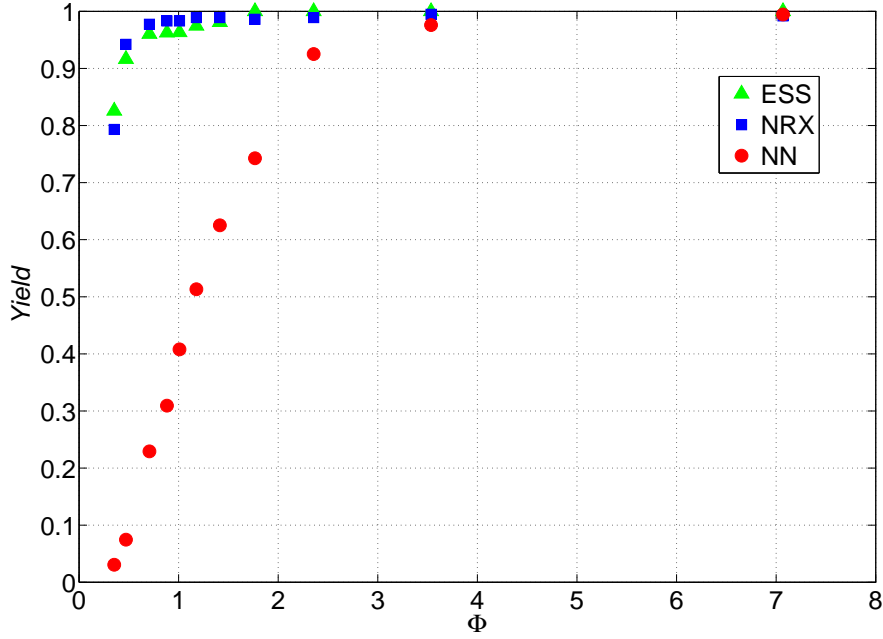


Figura 5.13: Andamento dello *yield* per il NN, l'NRX e l'ESS al variare del parametro Φ .

$\Delta t(s)$	$ x _{max}(mm)$	Φ	$\epsilon_r(pixel)$	$\epsilon_\theta(rad)$	$\epsilon_\phi(rad)$
0.5	0.513	7.069	1	$\pi/36$	$\pi/9$
1.0	1.026	3.535	1	$\pi/36$	$\pi/9$
1.5	1.539	2.356	1	$\pi/36$	$\pi/9$
2.0	2.053	1.767	1	$\pi/36$	$\pi/9$
2.5	2.566	1.414	1	$\pi/36$	$\pi/9$
3.0	3.079	1.178	1	$\pi/36$	$\pi/9$
3.5	3.592	1.009	1	$\pi/36$	$\pi/9$
4.0	4.105	0.883	1	$\pi/36$	$\pi/8$
5.0	5.132	0.707	1	$\pi/36$	$\pi/8$
7.5	7.697	0.471	1	$\pi/36$	$\pi/6$
10	10.263	0.353	1	$\pi/36$	$\pi/6$

Tabella 5.5: Parametro Φ e spostamento $|x|_{max}$ per 12 valori di Δt con i valori di tolleranza dell'algorithm ESS.

Capitolo 6

Sviluppo di una tecnica spazio-temporale per la ricostruzione stereoscopica

La tecnica PTV può essere utilizzata per ricostruire traiettorie nello spazio 3D con l'ausilio di un sistema di acquisizione stereoscopico opportunamente calibrato. D'altra parte, inevitabili errori in fase di calibrazione (capitolo 2), sia dei parametri interni che di quelli esterni, possono determinare delle incertezze in fase di ricostruzione delle rette epipolari che si ripercuotono sulla correttezza del matching stereoscopico e/o sulla successiva ricostruzione delle coordinate delle particelle nello spazio 3D. Eventualmente, il posizionamento delle camere con raggi ottici allineati, scelta resa a volte necessaria dalle caratteristiche del set-up sperimentale, possono determinare delle ambiguità.

Tale problema nasce in termini di numero di particelle che soddisfano i criteri ammessi di tolleranza. Per cui, nell'ipotesi di tre camere, data una particella in una delle tre viste, a questa sono associate più triplette, corrispondenti a diverse particelle nelle altre due viste. Da una singola particella in un piano immagine, si avranno perciò, più particelle ricostruite nello spazio tridimensionale. Tale ambiguità potrebbe essere risolta sfruttando un numero più elevato di camere, ovviamente con un costo economico aggiuntivo. Un'alternativa consiste nella possibilità di sfruttare l'informazione tempora-

le legata allo spostamento delle particelle nei rispettivi piani immagine. In questo breve capitolo verrà affrontato tale aspetto.

6.1 Matching spazio-temporale

Conoscere la posizione delle particelle per due frame consecutivi ed accoppiare sia particelle che spostamenti contribuisce a ridurre il numero di ambiguità [Shindler et al 2010]. Si consideri lo schema semplificato, che prevede l'utilizzo di due sole viste per facilitare la rappresentazione riportato nella figura 6.1. Data la particella P_t al tempo t nella vista #1, si costruisca la sua retta epipolare $e_{P_t}^{12}$ nella vista #2 essendo noti i parametri di calibrazione ed assumendo la condizione di collinearità descritta nel capitolo 2. Presumibilmente si avranno più particelle che ricadono all'interno della tolleranza ϵ considerata. Nel caso specifico si assuma che siano due, ovvero la particella corrispondente, quindi l'accoppiamento corretto, e un'altra particella P'_t .

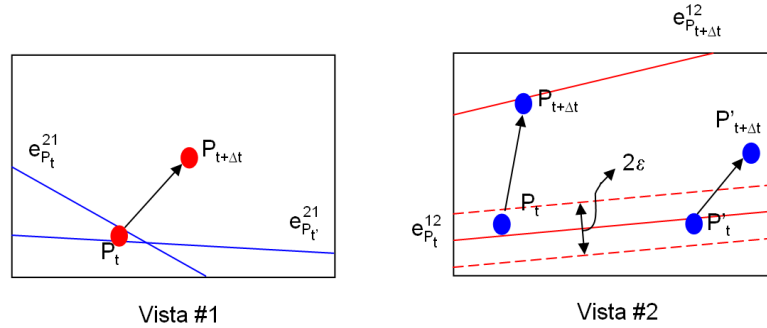


Figura 6.1: Rappresentazione schematica con due viste della geometria delle rette epipolari per due frame consecutivi.

Si supponga ora di ricostruire a partire dalle particelle P_t e P'_t le rette epipolari nella vista #1 $e_{P_t}^{21}$ e $e_{P'_t}^{21}$ e che la particella P_t ricada nella tolleranza ammessa dalle due rette. Tale situazione determinerebbe per la sola particella P_t due particelle corrispondenti nella vista #2 e conseguentemente due particelle nello spazio 3D. Questa ambiguità potrebbe essere risolta aumentando il numero di viste disponibili oppure sfruttando le posizioni delle stesse particelle nel frame successivo. E' lecito infatti aspettarsi che, in assenza di moti paralleli, le particelle nel frame successivo, assumendo che gli spostamenti siano sufficientemente grandi rispetto alle tolleranze ammesse, non presentino le medesime ambiguità, come illustrato schematicamente in figura 6.1.

Ovviamente l'informazione temporale legata allo spostamento delle particelle potrà essere ottenuta esclusivamente attraverso uno schema di tracking 2F. Nel prossimo paragrafo vengono discussi i risultati relativi a dati sintetici, prescindendo quindi dallo schema di tracking da utilizzare.

6.2 Risultati e discussioni

Per verificare la metodologia proposta sono stati generati sinteticamente all'interno di un dominio tridimensionale di dimensioni $15 \times 15 \times 20 \text{ cm}^3$ insiemi di particelle di numero crescente (100, 200, 500, 800, 1000) e distribuzione uniforme. Sono state quindi considerate due disposizioni di telecamere (figura 6.2):

- A, con tre telecamere disposte su un piano e posizionate a 90° l'una dall'altra;
- B, con tre telecamere disposte come un sistema di riferimento 3D.

La tabella 6.1 riporta i dati dei parametri interni ed esterni utilizzati per le tre telecamere nelle due disposizioni [Dore et al 2009].

Le posizioni delle particelle nello spazio 3D sono state quindi proiettate nelle tre viste, sfruttando la condizione di collinearità. E' stato inoltre

A	X_0 (cm)	Y_0 (cm)	Z_0 (cm)	c (cm)	ϕ (rad)	ω (rad)	κ (rad)
# 1	-60.7	20.7	14.0	2.5	90.0	270.0	0.0
# 2	12.0	-52.0	14.0	2.5	90.0	0.0	0.0
# 3	84.7	20.7	14.0	2.5	90.0	90.0	0.0
B	X_0 (cm)	Y_0 (cm)	Z_0 (cm)	c (cm)	ϕ (rad)	ω (rad)	κ (rad)
# 1	12.0	20.7	100.7	2.5	0.0	0.0	0.0
# 2	12.0	-52.0	14.0	2.5	90.0	0.0	0.0
# 3	84.7	20.7	14.0	2.5	90.0	90.0	0.0

Tabella 6.1: Parametri di calibrazione interni ed esterni.

considerato un secondo frame, calcolando il moto delle particelle attraverso l'equazione di Burgers (capitolo 3), imponendo una velocità verticale di 1 mm/s per accrescere la tridimensionalità del moto. Per quanto riguarda gli altri parametri del vortice si faccia riferimento alla tabella 6.2. Anche le particelle nel secondo frame sono state proiettate nelle tre viste per le due tipologie di disposizioni considerate.

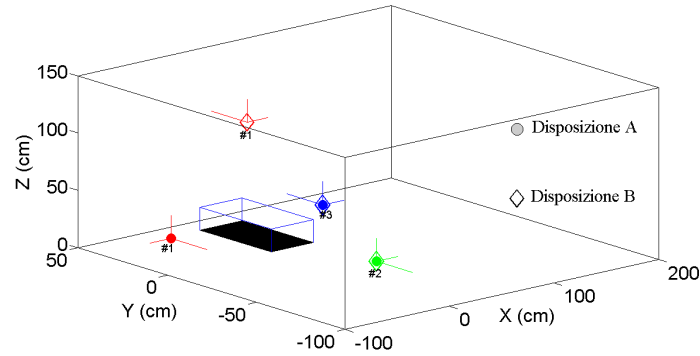


Figura 6.2: Vista 3D delle disposizioni stereoscopiche analizzate con dati sintetici. Le camere # 2 e # 3 coincidono per entrambe le disposizioni utilizzate.

Il passo successivo ha previsto la ricostruzione delle posizioni 3D sfruttando i criteri della geometria epipolare già descritti, ed utilizzando le posizioni relative alla prima immagine e quelle relative ai due frame consecutivi, note le corrispondenze tra particelle all'interno dell'immagine. Sono state inoltre considerate tre diverse tolleranze di 3, 6 e 9 *pixel*. I risultati in termini di numero di particelle ricostruite rispetto al numero di particelle iniziali è riportato in figura 6.3 per la disposizione A e in figura 6.4 per la disposizione B. Dai risultati di entrambe le disposizioni, emerge che l'utilizzo dell'informazione temporale consente di ridurre notevolmente il numero di particelle accoppiate e conseguentemente ridurre le ambiguità. Tale capacità cresce all'aumentare del numero di particelle ed è più marcata per i valori di tolleranza più grande. Considerando la disposizione A, nel caso di 1000 particelle e tolleranza 3 pixel il numero di particelle ricostruite con la procedura classica è di 4673 contro le 1185 ricostruite con il nuovo algoritmo spazio-temporale. Dal confronto delle due disposizioni adottate non emergono sostanziali differenze, come già evidenziato nello studio di Dore et al (2009).

w (velocità verticale)	$1 \text{ mm}/s^{-1}$
Γ	$200 \text{ mm}^2/s^{-1}$
σ	0.01 s^{-1}
ν	$1 \text{ mm}^2/s^{-1}$

Tabella 6.2: Parametri del vortice di Burgers.

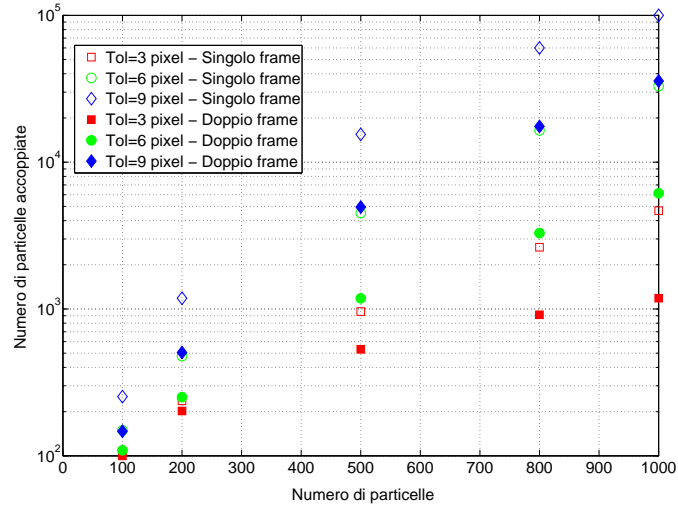


Figura 6.3: Numero di particelle accoppiate al variare del numero di particelle per ciascuna vista, utilizzando uno o due step temporali, tre diverse tolleranze e la disposizione A delle camere.

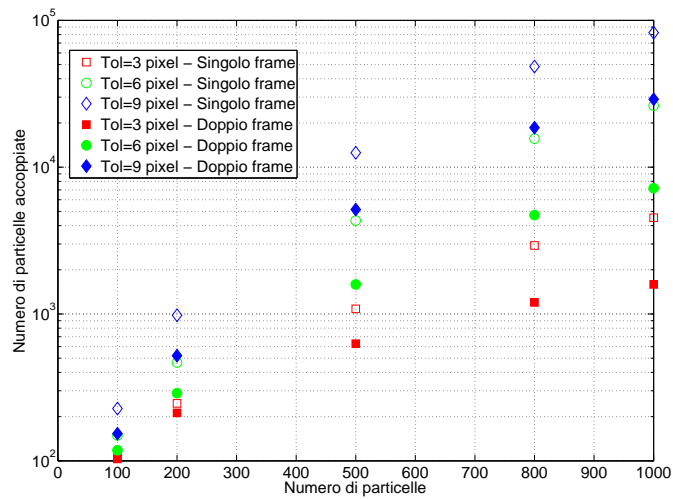


Figura 6.4: Numero di particelle accoppiate al variare del numero di particelle per ciascuna vista, utilizzando uno o due step temporali, tre diverse tolleranze e la disposizione B delle camere.

Capitolo 7

Applicazione delle tecniche sviluppate a casi di interesse ambientale

Uno dei vantaggi principali della Particle Tracking Velocimetry è la possibilità di ricostruire le traiettorie di traccianti passivi garantendo una descrizione lagrangiana del campo di moto che permette di studiare fenomeni fondamentali nella fluidodinamica ambientale quali la dispersione e il trasporto. Analisi più avanzate riguardano lo studio delle funzioni di struttura lagrangiane, fondamentali per misurare grandezze e parametri che entrano in gioco nei modelli di turbolenza, o lo studio della dispersione relativa dei traccianti valutata attraverso l'evoluzione della distanza tra coppie di particelle. In questo capitolo non saranno affrontati tali aspetti, che meriterebbero uno studio dedicato ed approfondito, ma verranno valutate la capacità degli algoritmi proposti nei precedenti capitoli di affrontare casi studio sia a scala di laboratorio che a scala reale. In particolare ne verranno affrontati tre. Il primo, 2D, è relativo allo studio sperimentale della corrente catabatica (Giorgilli et al 2009). Il secondo, 3D, è volto a valutare l'evoluzione dello strato limite convettivo (Dore et al 2009). Infine, è stato applicato l'algoritmo ESS con il modulo frame-gap ai dati dell'esperimento STARFLAG relativo al volo degli stormi di storni (Cavagna et al. 2010).

Sebbene quest'ultima applicazione prescindendo dalla fluidodinamica ambientale, la metodologia per effettuare le misure segue il procedimento tipico della PTV ed inoltre anche le analisi condotte sono strettamente legate a quelle caratteristiche della fluidodinamica.

7.1 Caso 2D: corrente catabatica

Le correnti catabatiche sono venti su scala locale che si instaurano lungo rilievi in assenza di circolazione atmosferica su scala sinottica. Tali correnti si generano dopo il tramonto e sono innescate dal raffreddamento dell'aria che si trova a contatto con il pendio che assorbe calore dall'aria stessa in assenza dell'irraggiamento solare. L'aria così raffreddata subisce un aumento di densità e conseguentemente si muove verso valle parallelamente al pendio stesso. Da misure su campo [Monti et al 2002], [Reuten et al 2005] è emerso che le correnti catabatiche possono raggiungere i 4-5 m/s di velocità con spessori di 10-20 m. A tali venti locali sono associate delle correnti di ritorno dirette in verso opposto, con velocità minori e spessori maggiori.

L'esperimento di Giorgilli et al (2009) prevede l'utilizzo di una vasca con il fondo in alluminio e pareti in vetro, di dimensioni $170 \times 60 \times 21 \text{ cm}^3$ riempita di acqua distillata fino a 13.5 cm di altezza. All'interno della vasca è posto il modello del pendio (figura 7.1) in alluminio di dimensioni $32 \times 14.5 \times \text{cm}^2$ con pendenza di 20° . Il pendio è equipaggiato con celle di Peltier in modo che la superficie possa essere raffreddata uniformemente [Giorgilli et al 2009]. L'esperimento considerato prevede la formazione di un ambiente termicamente stratificato all'interno della vasca, con una distribuzione della temperatura lineare. Per imporre tale stratificazione all'acqua utilizzata, si fissano le temperature del fondo della vasca e della superficie libera dell'acqua con due termostati collegati a relativi scambiatori di calore (figura 7.1). Per maggiori specifiche tecniche si rimanda ai lavori relativi [Cenedese e Monti 2003], [Giorgilli et al 2009].

Per quanto riguarda il tracciante passivo è stato utilizzato il polline che presenta le caratteristiche di riflettere la radiazione luminosa ed assorbire l'acqua assumendone circa lo stesso valore di densità. Per l'illuminazione, è

stata usata una lampada alogena a 160 W. La telecamera per la ripresa è una SONY XC8500 con sensore CCD di dimensioni 764×576 pixel *progressive scan* a 25 frame per secondo (*fps*) [Giorgilli et al 2009]. In relazione ai diversi esperimenti condotti è stata scelta una serie di 50 immagini caratterizzata da elevato rumore di fondo e distribuzione non omogenea del tracciante, con lo scopo principale di verificare la robustezza degli algoritmi proposti. In figura 7.2 è riportata un'immagine acquisita dell'esperimento con la relativa *Region of Interest* (ROI) analizzata.

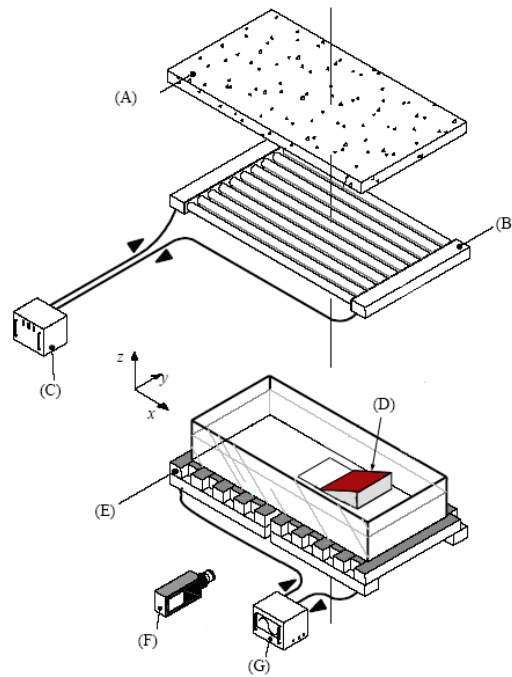


Figura 7.1: Elementi dell'apparato sperimentale: A) strato isolante, B) scambiatore di calore sulla superficie libera, C) termostato della superficie libera, D) modello del pendio (vedi fig. 7.2), E) scambiatore di calore del fondo, F) telecamera, G) termostato del fondo.

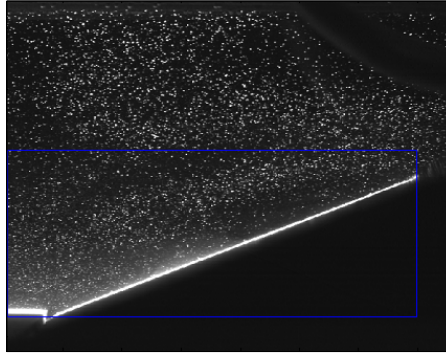


Figura 7.2: Primo frame della sequenza analizzata. In blu la ROI.

7.1.1 Risultati e conclusioni

Il primo passo dell'analisi condotta ha previsto la determinazione delle coordinate dei baricentri della serie considerata sfruttando i due algoritmi di Feature Extraction con fitting gaussiano e Threshold Locale con media pesata. Nella tabella 7.1 sono riportati i parametri utilizzati per i due algoritmi. Il numero di particelle riconosciute dalla FE è pari a circa 1160 particelle per immagine mentre il TL raggiunge al massimo 1070 particelle identificate per la ROI analizzata. Questa lieve differenza mette in evidenza la capacità dell'algoritmo di FE, in un caso reale caratterizzato da elevato rumore, di determinare un numero superiore di particelle al TL nonostante la FE soffra il rumore delle immagini, come illustrato nel capitolo 4. Una volta identificate le particelle è necessario risolvere il problema delle corrispondenze attraverso l'algoritmo multi-frame EPS. Come dati di input si è fatto riferimento ai baricentri ricostruiti dalla FE con fitting gaussiano. I relativi parametri utilizzati sono riportati nella tabella 7.1. La figura 7.3 riporta le traiettorie più lunghe di 5 frame ricostruite dall'algoritmo. Il colore rosso è associato ai primi frame mentre il colore blu agli ultimi. Il campo di moto nella zona lungo il pendio è diretto parallelo al pendio stesso, mentre sopra di esso sono visibili una serie di vortici ed un flusso di ritorno per il quale si possono supporre basse velocità data la minore lunghezza delle traiettorie.

Threshold Locale($\mu + k\sigma$)	$k = 1.2$
Threshold Locale(W)	24 pixel
Feature Extraction (C)	0.001
Feature Extraction ($d_{min}-\ell$)	5 pixel - 2 pixel
MF-EPS ($\epsilon_r - \epsilon_\theta$)	1 pixel $-\pi/18$
MF-EPS ($P S_{min}$)	16 -8
MF-EPS (R_f)	6 pixel

Tabella 7.1: Parametri degli algoritmi per l'identificazione delle particelle e per il tracking.

L'ultimo passo di un sistema PTV 2D prevede il calcolo delle velocità. Come visto nel capitolo 2 questo può essere affrontato o attraverso uno schema alle differenze finite o con metodi più robusti nei confronti del rumore, basati sulla differenziazione e filtraggio con kernel gaussiano.

Per quanto riguarda lo schema alle differenze finite il numero totale di vettori velocità ricostruiti per l'intera serie di frame è pari a 49008 dei quali 8654 ricostruiti attraverso il frame-gap. Tale numero corrisponde a circa il 17%, che è un valore percentuale relativamente alto.

Il metodo con kernel gaussiano ha mostrato l'aspetto problematico già introdotto nel capitolo 2 riguardo la scelta del numero di punti relativi al filtro utilizzato. Tale difficoltà è emersa in quanto utilizzando 3, 5 e 7 punti sono state raggiunte delle intensità massime di velocità in rapporto 1:2:3. Emerge quindi, come mostrato in altri lavori di letteratura, la difficoltà nella scelta del numero di punti ottimali che può seguire approcci empirici o metodi più raffinati [Ferrari e Rossi 2008]. In questo lavoro la scelta del numero di punti è stata ricondotta alla similarità con i campi di velocità ottenuti con il metodo alle differenze finite in avanti ed in particolare con il valore assoluto della velocità massima lungo il pendio, in quanto per tale valore il rapporto segnale rumore è più elevato. E' stato quindi selezionato per il parametro T un valore pari a 2, ovvero un numero di punti pari a 5.

Nelle figure 7.4 e 7.5 sono riportate rispettivamente le mappe di colore per i campi di velocità nella direzione lungo il pendio con verso analogo alla corrente catabatica (s) e nella direzione perpendicolare al pendio stesso (n)

relativa a due frame sia con le differenze finite che con la differenziazione con kernel gaussiano ($T=2$). Tali mappe sono state ottenute a partire dall'interpolazione su grigliato regolare di 175×63 nodi, con passo 4 *pixel*, di un campo di velocità sparso relativamente a due frame consecutivi.

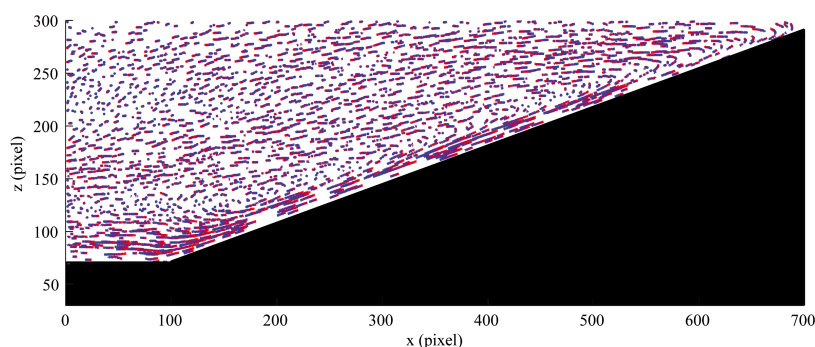
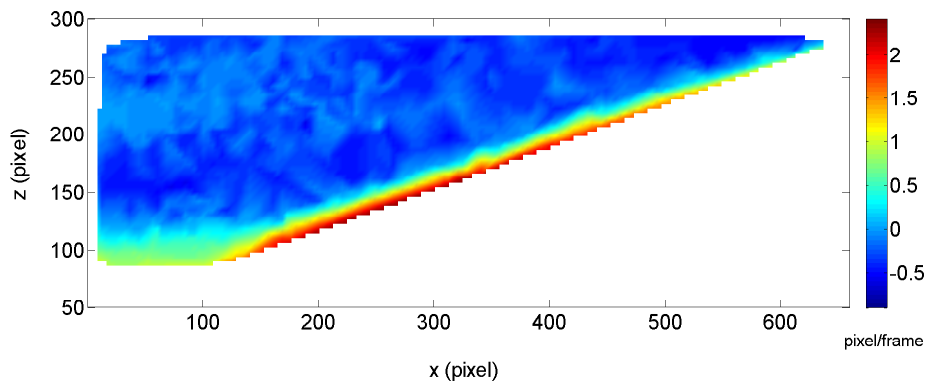
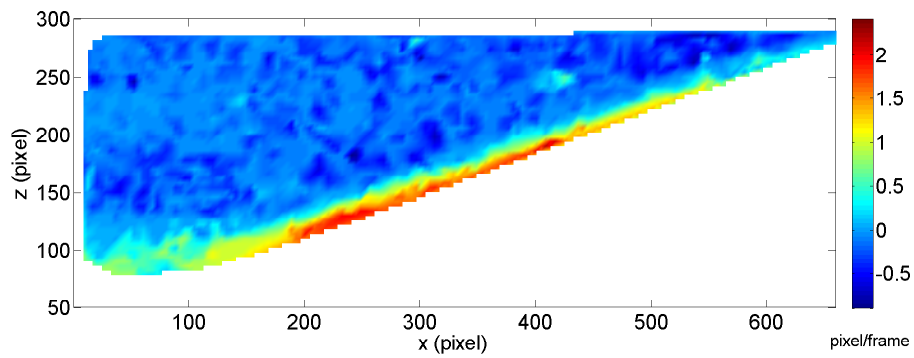


Figura 7.3: Traiettorie ricostruite con il MF-EPS più lunghe di 5 frame

Dalle mappe di colore relative alla velocità parallela al pendio (figure 7.4a e 7.4b), è possibile stimare qualitativamente lo spessore della corrente catabatica, in quanto questo può essere associato ai punti per i quali la velocità lungo il pendio si annulla. Si nota come lo spessore della corrente tenda a crescere, muovendosi verso valle come confermato da diversi studi, numerici, sperimentali e di campo [Skylingstad 2003], [Manins e Sawford 1979], [Monti et al 2002], a causa della progressiva erosione dello strato stabile sovrastante la corrente. Inoltre come messo in evidenza dal modello teorico di Manins e Sawford (1979), le intensità della velocità lungo s della corrente catabatica crescono lungo il pendio verso valle per poi diminuire una volta raggiunta la valle stessa. Per quanto riguarda le velocità perpendicolari al pendio (7.5a e 7.5b) si nota come queste risultino complessivamente di intensità inferiore. Confrontando i due metodi per il calcolo del campo della velocità, sono evidenti le forti non omogeneità delle intensità nel caso delle differenze finite e non riscontrabili attraverso il metodo del kernel gaussiano. Tale differenza andrebbe approfondita in un opportuno lavoro futuro.

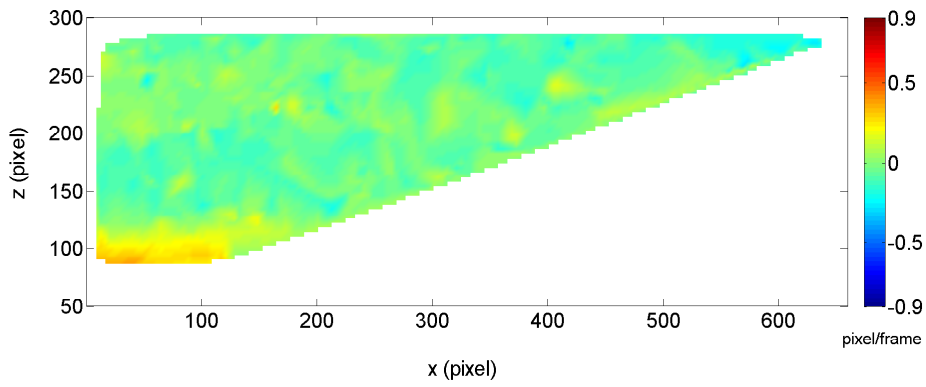


(a)

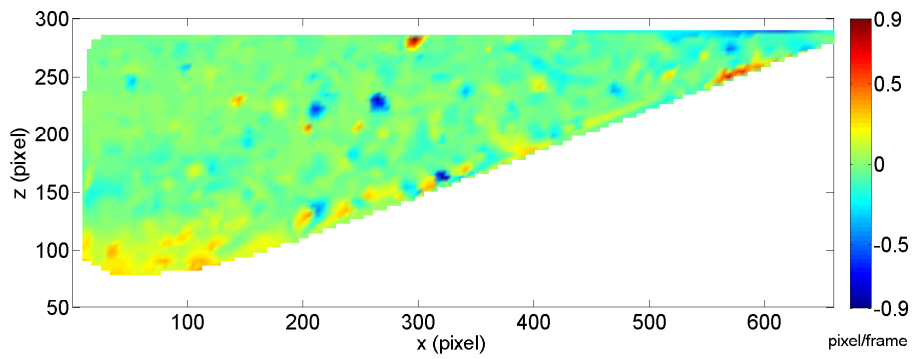


(b)

Figura 7.4: Mappe di colore della velocità parallela al pendio utilizzando (a) la convoluzione con kernel gaussiano e (b) le differenze finite in avanti.



(a)



(b)

Figura 7.5: Mappe di colore della velocità perpendicolare al pendio utilizzando (a) la convoluzione con kernel gaussiano e (b) le differenze finite in avanti.

Confronto con algoritmi consolidati

L'ultima analisi condotta ha riguardato il confronto delle misure di velocità calcolate alle differenze finite con il MF-EPS con altri algoritmi di letteratura. In particolare sono stati utilizzati i seguenti algoritmi:

- PCSS, descritto nel paragrafo 2.3.1;
- 3FIT, descritto nel paragrafo 2.3.2;
- Feature Tracking (FT) (Moroni e Cenedese 2005) basato sulla risoluzione del sistema 4.10.

E' stato quindi calcolato per i diversi algoritmi di tracking il profilo della velocità parallela al pendio, u_s , nella direzione perpendicolare al pendio stesso (n) e con origine nella sua mezzeria. Questo è stato ottenuto interpolando su di una linea di 14 nodi equispaziati di 2 pixel i campi di velocità sparsi.

I profili ottenuti sono stati ulteriormente confrontati con il modello di Prandtl (1952), che ammette una soluzione analitica, nell'ipotesi che il campo di moto lungo il pendio sia stazionario e costante per un pendio di lunghezza infinita e con piccoli angoli di inclinazione. Inoltre, il modello assume che vi sia uno scambio di calore costante nel flusso e che sia instaurata una distribuzione idrostatica della pressione. L'aspetto non considerato dal modello di Prandtl è la corrente di ritorno al di sopra del pendio. Nonostante le semplificazioni suddette, il modello di Prandtl descrive correttamente il profilo di velocità della corrente catabatica.

In figura 7.6 sono riportati i diversi risultati ottenuti. Tutti gli algoritmi sono confrontabili nella parte alta della corrente mostrando risultati pressoché simili. Emergono invece delle differenze nella regione più vicina al pendio, molto probabilmente a causa sia delle riflessioni della luce che del rumore delle immagini. Quest'ultime creano delle difficoltà in particolare per la tecnica FT. Il MF-EPS sembra restituire il profilo più corrispondente a quello di Prandtl. Ulteriori approfondimenti sono comunque necessari.

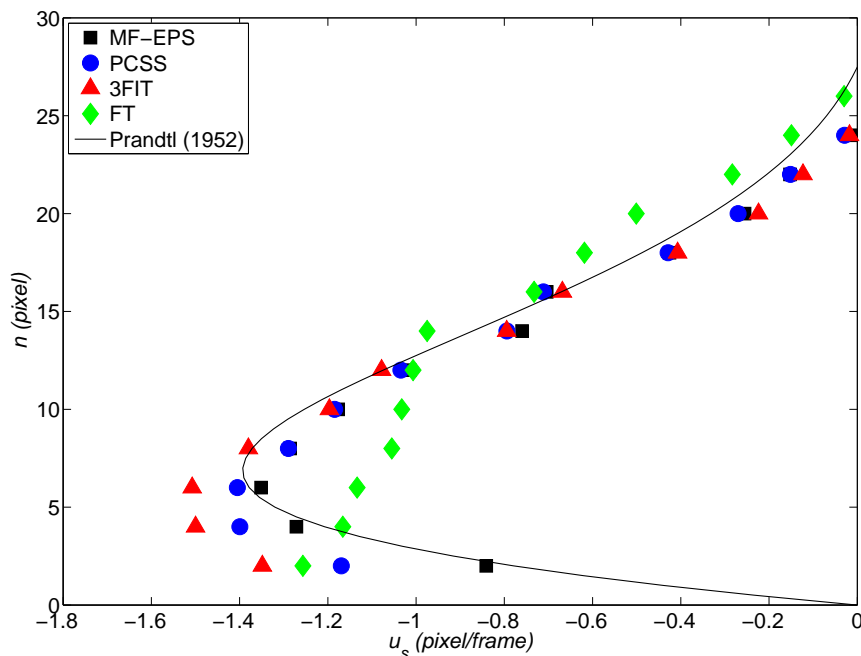


Figura 7.6: Profili di velocità verticale della corrente catabatica per il MF-EPS, PCSS, 3FIT, FT confrontati con la soluzione analitica del modello di Prandtl.

7.2 Caso 3D: strato limite convettivo

Lo strato limite convettivo si instaura in atmosfera quando il riscaldamento solare crea uno strato limite instabile in corrispondenza della superficie terrestre. Un fenomeno analogo si manifesta nei laghi e negli oceani durante il raffreddamento della superficie degli stessi e la nascita di un campo di moto che penetra negli strati sottostanti. Tali fenomeni vanno sotto il nome più generale di correnti convettive penetrative e determinano la formazione di strutture caratteristiche detti *dome* (letteralmente dall'inglese *cupola*) caratterizzate da forti moti verticali [Stull 1988]. Tali strutture hanno delle caratteristiche fortemente tridimensionali e quindi la scelta di una tecnica 3D per la ricostruzione delle traiettorie delle particelle fluide è la più ragionevole da considerare.

Si è fatto quindi riferimento alla sperimentazione 3D di Dore et al (2009)

che prevede l'utilizzo di una vasca contenente acqua distillata stratificata termicamente e successivamente riscaldata per avviare la convezione penetrativa. La vasca ha una base quadrata ($0.41 \times 0.41 \text{ m}^2$) con altezza pari a 0.40 m (figura 7.7). Analogamente alla sperimentazione di Giorgilli et al (2009) sono state utilizzate particelle di polline come tracciante passivo. Per quanto riguarda la stratificazione termica lineare del fluido, questa è stata ottenuta sfruttando due vasche comunicanti riempite, una con acqua calda e l'altra con acqua fredda. Un diffusore posizionato all'interno della vasca e collegato con il sistema di serbatoi garantisce che all'interno della stessa si posizionino strati di fluido a temperature crescenti e quindi a densità decrescenti. Per maggiori specifiche tecniche si faccia riferimento al lavoro di Dore et al (2009).

Una volta ottenuta la stratificazione termica, un bagno termostatico, collegato alla base della vasca ed impostato alla temperatura voluta è attivato determinando l'inizio dell'esperimento.

Per quanto riguarda la visualizzazione, un volume di illuminazione di $0.15 \times 0.15 \times 0.40 \text{ m}^3$ è generato da una lampada ad elevata potenza (1000 W) nella zona centrale della vasca (figura 7.7).

Le immagini con le particelle traccianti pari a 764×576 pixel sono registrate a 25 fps con tre telecamere CCD sincronizzate, disposte a 90° l'una dall'altra su unico piano. Per quanto riguarda la calibrazione dei parametri interni e esterni (capitolo 2) si rimanda al lavoro specifico [Dore et al 2009].

Una volta avviato l'esperimento e la registrazione delle immagini acquisite, il primo passo del sistema 3D PTV prevede l'identificazione delle particelle nelle tre viste per tutte le immagini acquisite. Il passo successivo consiste nello stabilire le corrispondenze tra le particelle nelle tre viste con una metodologia basata sulla visione stereoscopica e la geometria epipolare (capitolo 2). Dai risultati delle misure di Dore et al (2009) sono emerse delle difficoltà nella fase di individuazione delle corrispondenze e nella successiva ricostruzione delle posizioni tridimensionali delle particelle in termini di ambiguità, probabilmente legate alle posizioni delle camere e/o alla fase di calibrazione delle stesse. La metodologia descritta nel capitolo 6 è stata quindi applicata a tale scopo. Il passo successivo del sistema PTV 3D prevede l'applicazione

del codice di tracking temporale e il calcolo delle velocità. In questa tesi le ultime due fasi sono rimandate ad un lavoro futuro.

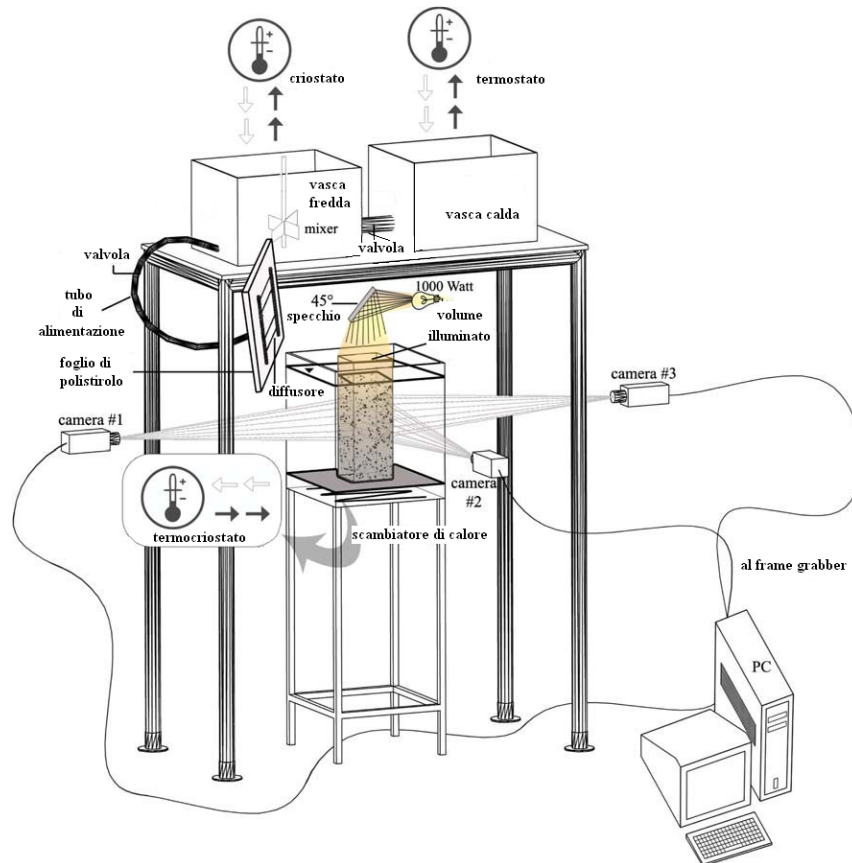


Figura 7.7: Apparato sperimentale relativo alla simulazione dell'evoluzione dello strato limite convettivo (Dore et al 2009).

7.2.1 Risultati e conclusioni

A partire dagli esperimenti di Dore et al (2009) è stata selezionata una serie di immagini per le tre viste. In figura 7.8 sono riportate tre immagini relative alle tre telecamere per uno stesso frame. E' inoltre visualizzata la ROI per le tre viste.

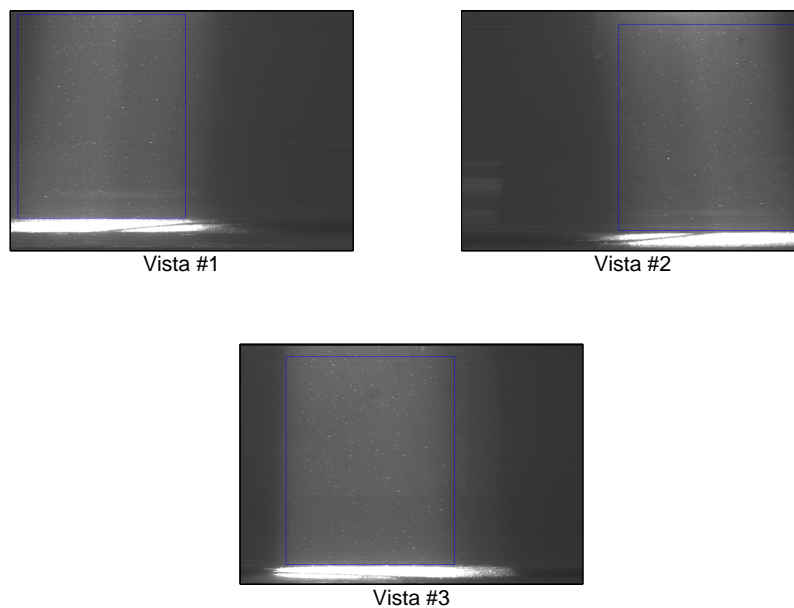


Figura 7.8: Immagini relative ad un stesso istante per le tre viste. Con il colore blu è evidenziata la ROI analizzata.

Per sfruttare l'informazione temporale sono stati utilizzati gli algoritmi di Feature Extraction con fitting gaussiano per la ricerca e il calcolo del baricentro delle particelle per tutta la serie di frame considerata e successivamente è stato applicato il codice di tracking 2F-EPS per il calcolo degli spostamenti. I campi ottenuti per tutti i frame considerati sono stati successivamente utilizzati per la procedura di ricostruzione stereoscopica descritta nel capitolo 6. Una volta individuate le corrispondenze è stato possibile ricostruire la posizione 3D delle particelle. Per facilitare la visualizzazione, in figura 7.9 sono riportate le posizioni delle particelle accoppiate e proiettate nei piani

XZ (a, c, e) e il piano YZ (b, d, f) all'interno sia dello strato convettivo caratterizzato da vortici turbolenti che dello strato stabile al di sopra di esso dopo 170, 250 e 430 secondi dall'inizio dell'esperimento e tracciate per almeno 20 frame. Nella figura il colore bianco è associato agli ultimi frame mentre il rosso ai primi. Dalle proiezioni emerge chiaramente l'evoluzione dello strato limite convettivo nel tempo che determina l'erosione dello strato stabile sovrastante.

I campi di velocità ottenuti con le differenze finite a partire dalle traiettorie 3D sono stati utilizzati per ricostruire i profili verticali della deviazione standard, σ_w , in funzione del tempo ed ipotizzando l'omogeneità orizzontale. Nella figura 7.10 è riportato il profilo di deviazione standard normalizzato secondo la similarità dello strato di mescolamento di Deardorff [Willis e Deardorff 1974], utilizzando la velocità convettiva, w^* , e l'altezza dello strato di mescolamento, z_i , ottenuti a partire dalle misure di temperature [Dore et al 2009]. Dopo la normalizzazione, tutti i profili in funzione del tempo collassano nello stesso andamento, per cui si ha l'indipendenza dal tempo e dall'esperimento. Il profilo illustrato in figura 7.10 è in accordo con altre misure di laboratorio, dimostrando sia la validità della sperimentazione, che l'affidabilità delle misure eseguite.

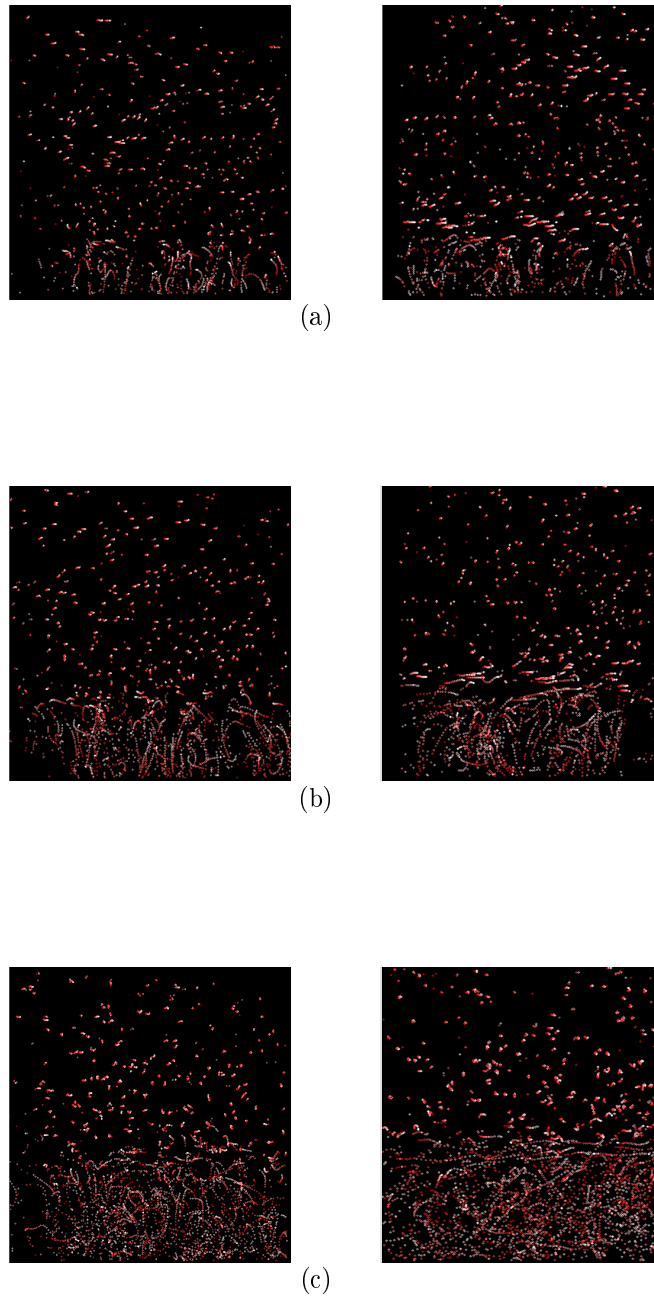


Figura 7.9: Particelle accoppiate e proiettate nei piani XZ (a sinistra) e YZ (a destra) dopo (a) 170, (b) 250 e (c) 430 secondi dall'inizio dell'esperimento e tracciate per almeno 20 frame.

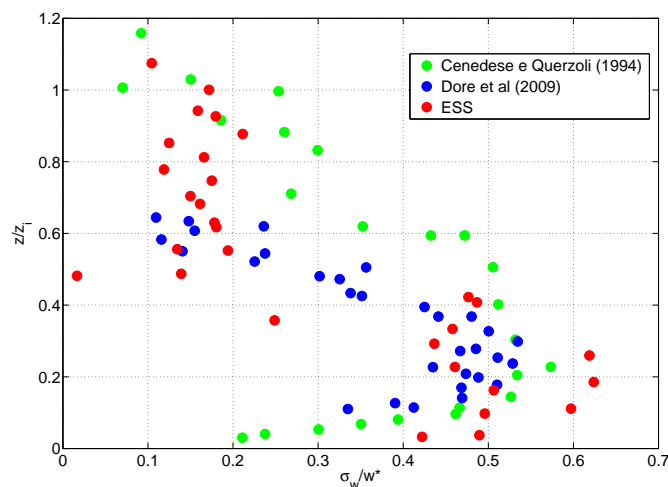


Figura 7.10: Profilo della varianza della velocità verticale normalizzando secondo la similarità dello strato di mescolamento.

7.3 Caso 3D-Scala reale: l'esperimento STARFLAG

Una delle potenzialità ancor poco sfruttate dalle tecniche PIV e PTV risiede nella loro applicabilità su scala reale. Si ricordano ad esempio studi relativi al campo di moto superficiale di un fiume [Fujita e Hino 2004], allo strato limite oceanico in prossimità delle coste [Nimmo Smith et al 2004] e al volo degli stormi di storni [Cavagna et al 2010]. E' possibile quindi applicare le tecniche suddette a campi di moto turbolenti su scala reale ma anche in settori differenti dalla fluidodinamica come la biologia sperimentale.

A partire dalle misure delle coordinate dei baricentri ottenute nel progetto STARFLAG [Ballerini et al 2008] è stato applicato il codice ESS per valutarne l'applicabilità su dati su scala reale.

Una delle peculiarità nel volo degli storni risiede nella risposta collettiva del gruppo, che risulta essere un meccanismo di adattamento per la sopravvivenza, in particolar modo in presenza di predatori [Cavagna et al 2010]. Il progetto STARFLAG ha previsto la ricostruzione della posizione degli storni

nello spazio 3D per valutare l'interazione tra i singoli individui e poi il calcolo delle velocità attraverso il matching dinamico.

Nello studio di Cavagna et al (2010) è stata misurata la correlazione spaziale tra le fluttuazioni delle velocità e come questa vari in funzione della dimensione dello stormo. Qui ci si limiterà alla determinazione delle traiettorie e alla misura della correlazione spaziale per un singolo stormo. Per quanto riguarda l'apparato sperimentale e la metodologia seguita per la ricostruzione delle posizioni 3D si rimanda al lavoro specifico [Ballerini et al 2008]. Il metodo di tracking utilizzato è analogo a quello sviluppato in questa tesi, ovvero misurando la similarità tra cluster di particelle definiti con distanza topologica e area di rilassamento rettangolare. E' stato inoltre utilizzato l'algoritmo di Munkres per l'ottimizzazione della funzione costo.

Per l'analisi effettuata in questa tesi, sono stati utilizzati 16 frame con una frequenza di 5 *fps*, applicando l'ESS con e senza frame-gap. Nel prossimo paragrafo verranno illustrati i risultati ottenuti e confrontati con quelli del lavoro di Cavagna et al (2010).

7.3.1 Risultati e conclusioni

Le coordinate dei baricentri degli storni per i 16 frame considerati sono state utilizzate come input per l'ESS con e senza frame-gap. I parametri impiegati sono riportati nella tabella 7.2. Dai risultati è emerso che l'utilizzo del frame-gap garantisce un incremento della percentuale di vettori spostamento pari a circa il 2%. Tale percentuale notevolmente inferiore alla percentuale ottenuta nelle altre sperimentazioni è con buona ragione dovuta ad una bassa intensità del livello di rumore nelle misure. Nonostante ciò anche piccole percentuali di vettori aggiunti garantiscono al contempo la presenza di traiettorie più lunghe fondamentali per un'accurata analisi lagrangiana. Le analisi che seguiranno faranno riferimento ai dati ottenuti con la tecnica frame-gap.

Il sistema di riferimento utilizzato è centrato su una delle camere, con Y diretto come la gravità, Z è la distanza dalla camera ed X diretto secondo una terna destrorsa. Nella figura 7.11 sono riportate le proiezioni dei vettori spostamento ottenuti sul piano XY, mentre nella figura 7.12 le traiettorie più

lunghe di 10 frame per la serie considerata. Da entrambe le figure emerge chiaramente il comportamento collettivo dello stormo determinato dall'interazione locale degli storni, per cui ogni uccello è in grado di controllare i 7 uccelli più vicini [Ballerini et al 2008].

Oltre all'interazione locale, una misura della risposta collettiva di uno stormo può essere studiata valutando come le fluttuazioni della velocità di un uccello siano correlate con quelle degli altri. Calcolate le velocità, \mathbf{u} , dei singoli storni attraverso le differenze finite in avanti, si definisca per lo stormo m , la fluttuazione rispetto alla velocità media dello stormo per il frame considerato:

$$\mathbf{u}'_m = \mathbf{u}_m - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{u}_k, \quad (7.1)$$

essendo N il numero di storni appartenenti allo stormo. Analogamente alle fluttuazioni derivanti dalla decomposizione di Reynolds, la media delle fluttuazioni è zero per costruzione. In figura 7.13 sono riportate le fluttuazioni delle velocità relative allo stesso istante della figura 7.11. Tali fluttuazioni risultano in modulo inferiori alle velocità totali, ma dalla figura emergono chiaramente delle aree in cui le fluttuazioni risultano parallele e conseguentemente correlate. Osservando la figura si nota che tali domini contengono un numero più elevato di storni rispetto al numero 7 che definisce la distanza topologica dell'interazione locale [Cavagna et al 2010]. Per quantificare la dimensione dei suddetti domini analogamente al lavoro di Cavagna et al (2010) sono state calcolate le funzioni di correlazione per le fluttuazioni delle velocità, $R(r)$, e per le fluttuazioni dei moduli delle velocità per ogni istante, $R_{sp}(r)$,

$$R(r) = \frac{\sum_{mn} \mathbf{u}'_m \cdot \mathbf{u}'_n \delta(r - r_{mn})}{\sum_{mn} \delta(r - r_{mn})}, \quad (7.2)$$

$$R_{sp}(r) = \frac{\sum_{mn} \|\mathbf{u}'_m\| \cdot \|\mathbf{u}'_n\| \delta(r - r_{mn})}{\sum_{mn} \delta(r - r_{mn})}, \quad (7.3)$$

essendo $\delta(r - r_{mn})$ la funzione delta di Dirac che identifica le coppie di storni m e n alla distanza r e $\mathbf{u}'_m \cdot \mathbf{u}'_n$ il prodotto scalare delle relative

fluttuazioni di velocità. Un valore elevato di $R(r)$ indica che le fluttuazioni sono circa parallele e perciò fortemente correlate. Se invece le fluttuazioni sono anti-parallele, ovvero anticorrelate $R(r)$ assumerà dei valori negativi. Quando invece le fluttuazioni sono scorrelate, $R(r)$ assumerà mediamente un valore nullo.

L'andamento della funzione di correlazione normalizzata rispetto alla funzione di correlazione in $r=0$, ovvero l'andamento del coefficiente di correlazione, $\rho(r)$ è riportato in figura 7.14. Tale andamento rispecchia lo stesso ottenuto da Cavagna et al (2010). Per piccole distanze il valore del coefficiente è prossimo a 1 e poi decresce con r diventando negativo per distanze molto grandi. Tale comportamento indica che ci sono forti correlazioni per piccole distanze, mentre forti anti-correlazioni per grandi distanze. Non si nota invece un range per il quale la correlazione si mantiene nulla. Ciò indica che all'interno dello stormo esistono domini per i quali le fluttuazioni risultano correlate.

Per spiegare l'andamento di $\rho(r)$ Cavagna et al (2010) hanno introdotto la lunghezza di correlazione ξ che viene definita come il primo zero del coefficiente di correlazione:

$$\rho(r = \xi) = 0. \quad (7.4)$$

Il valore di ξ coincide con la dimensione media dei domini all'interno dello stormo e, come verificato da Cavagna et al (2010), è funzione della dimensione dello stormo ed in particolare cresce linearmente con la dimensione dello stormo. Il valore ottenuto in questa analisi ($\xi \approx 10$) è comparabile con i risultati ottenuti da Cavagna et al (2010).

Il coefficiente di correlazione delle fluttuazioni dei moduli delle velocità (7.15), ρ_{sp} , misura invece per quali dimensioni risultano correlate le variazioni delle velocità rispetto alla velocità media dello stormo. Anche tale funzione cambia segno per una distanza $r = \xi_{sp}$, ovvero la misura per la quale si hanno domini con correlazione delle velocità. Anche in questo caso emerge la congruenza con il tipico andamento di $\rho_{sp}(r)$ ottenuto da Cavagna et al (2010).

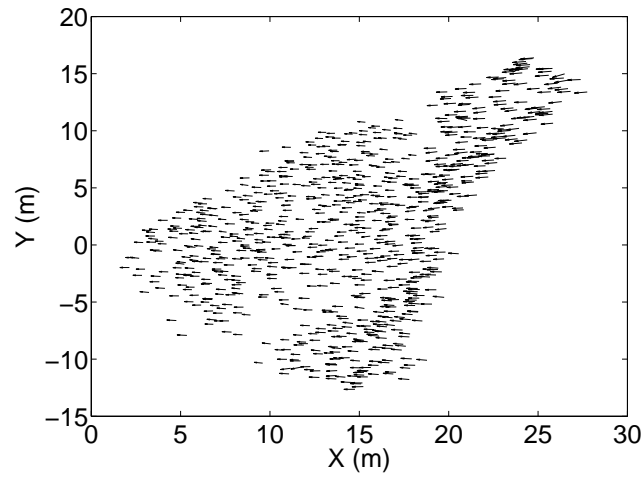


Figura 7.11: Proiezioni dei vettori spostamento 3D sul piano X, Y all'interno di uno stormo tra due frame consecutivi.

ϵ_r	0.21
ϵ_θ	$\pi/11$
ϵ_ϕ	$\pi/13$
P	36
S_{min}	19
R_f	3.5
$\delta(\text{frame-gap})$	1

Tabella 7.2: Parametri utilizzati per l'ESS con e senza frame-gap.

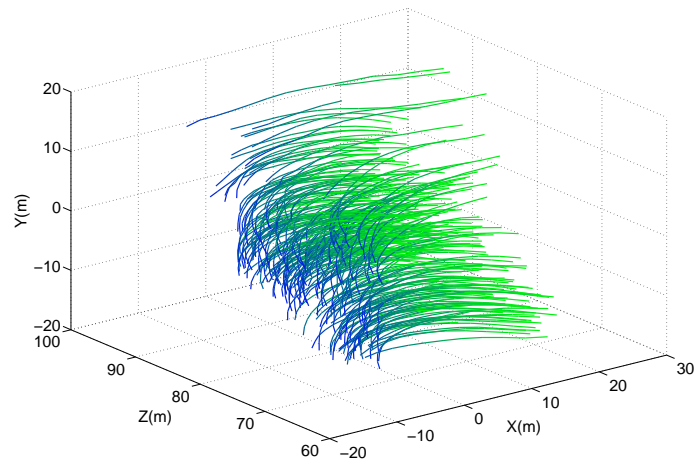


Figura 7.12: Traiettorie degli storni per un numero di frame superiore a 10.

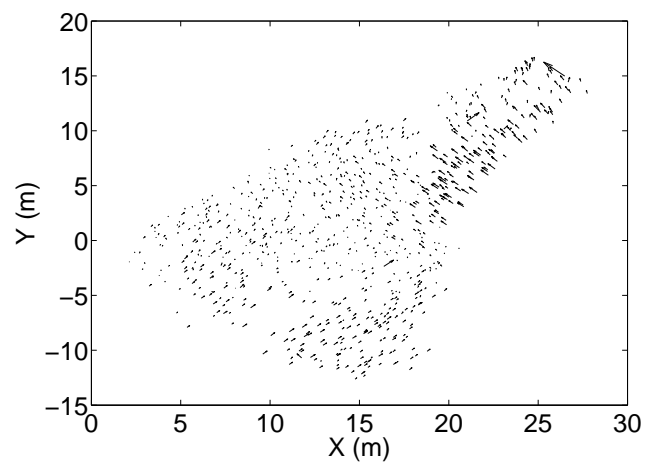


Figura 7.13: Proiezioni delle fluttuazioni di velocità 3D sul piano X, Y per lo stesso intervallo temporale della figura 7.11.

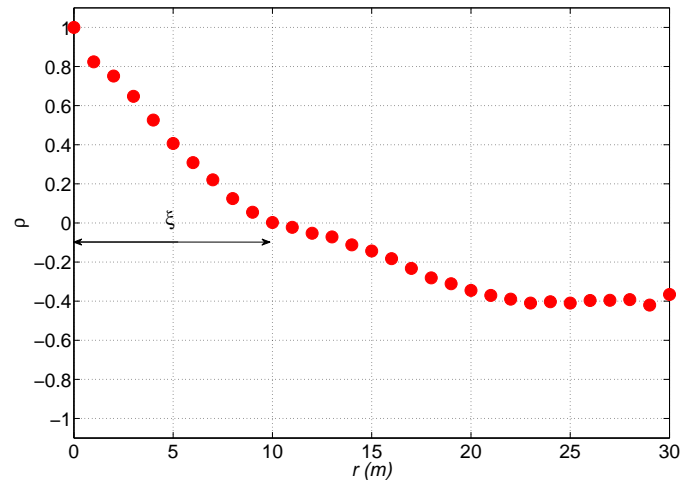


Figura 7.14: Coefficiente di correlazione $\rho(r)$, dato dalla normalizzazione di $R(r)$ per $R(0)$. ξ indica il valore di r per cui si ha il cambio di segno della funzione.

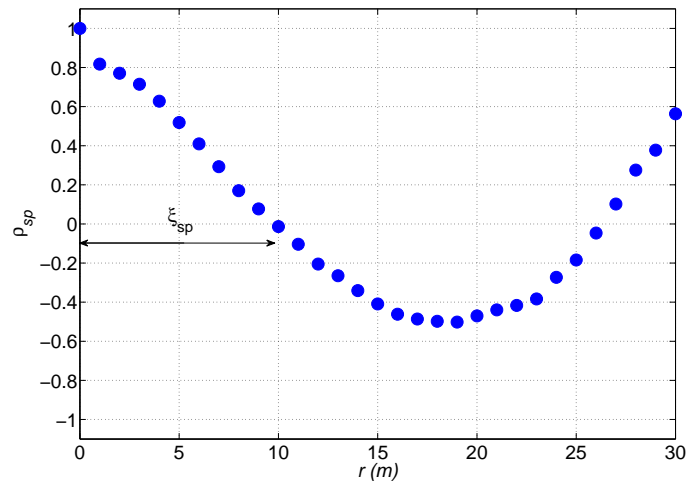


Figura 7.15: Coefficiente di correlazione $\rho_{sp}(r)$, dato dalla normalizzazione di $R_{sp}(r)$ per $R_{sp}(0)$. ξ_{sp} indica il valore di r per cui si ha il cambio di segno della funzione.

Capitolo 8

Conclusioni

In questa tesi è stata riportata una trattazione teorica relativa ai sistemi lagrangiani di particle tracking, affrontando i diversi step che la caratterizzano. Sono state inoltre descritte le tecniche innovative sviluppate in questo studio e validate grazie all'ausilio di immagini e di dati sintetici. Infine è stata verificata l'applicabilità dei metodi sviluppati a casi reali in termini di misure sperimentali di laboratorio e su scala reale.

Il primo step ha previsto lo sviluppo di una metodologia per l'identificazione delle particelle basata sul concetto di *feature*, utilizzando la formulazione avanzata data da Shi e Tomasi (1994), legata intrinsecamente al moto delle particelle fluide. La tecnica sviluppata seguita dal metodo di fitting gaussiano monodimensionale è stata validata attraverso immagini sintetiche appositamente sviluppate e attraverso le immagini standard fornite dalla Visualization Society of Japan. I risultati hanno mostrato, sia in senso assoluto che in relazione ad altre tecniche consolidate, le ottime prestazioni dell'algoritmo sviluppato al variare di numerosi parametri.

Nella seconda fase del lavoro è stata sviluppata una tecnica di tracking 2D/3D basata sul concetto di cluster matching con utilizzo della distanza topologica, in grado di sopperire ai problemi legati alla non uniforme distribuzione del tracciante mostrati da altri algoritmi, garantendo al contempo degli ottimi risultati, in linea con un algoritmo avanzato, come il New Relaxation utilizzato nel sistema $V3V^{TM}$ della *TSI*.

E' stata inoltre proposta una metodologia per la ricostruzione stereoscopica delle posizioni delle particelle nello spazio 3D attraverso un approccio spazio-temporale. E' stato verificato che l'utilizzo degli spostamenti delle particelle per due frame consecutivi nei diversi piani immagini riduce le ambiguità in termini di numero di particelle accoppiate.

Infine sono state testate le diverse tecniche proposte a casi studio di interesse ambientale verificandone l'applicabilità.

Il sistema 3D di particle tracking sviluppato si è dimostrato complessivamente versatile ed in grado di lavorare:

- con elevate densità di particelle;
- in presenza di distribuzione non uniforme del tracciante;
- con elevato rumore delle immagini;
- con elevato rumore nei parametri di calibrazione.

La trattazione affrontata nella tesi e i relativi risultati ottenuti hanno contribuito alla realizzazione dei seguenti articoli:

- **Mapping starling flocks through image analysis techniques** Monica Moroni, Luca Shindler, Antonio Cenedese. Book of Abstracts of '14th International Symposium on Application of Laser Techniques to Fluid Mechanics', Lisbon, Portugal, 7-10 July 2008.
- **Experimental study on the evolution of a thermally forced convective boundary layer through 3D PTV** Luca Shindler, Monica Moroni, Valentina Dore, Antonio Cenedese. Congress Proceedings of the 'The First European IAHR Congress'.
- **On the application of a two-frame 3D Particle Tracking algorithm with multi-frame approach** Luca Shindler, Monica Moroni, Valentina Dore, Antonio Cenedese. Book of Abstract of '15th International Symposium on Application of Laser Techniques to Fluid Mechanics', Lisbon, Portugal, 5-8 July 2010.

- **Spatial-temporal improvements of a two-frame particle tracking velocimetry** Luca Shindler, Monica Moroni, Antonio Cenedese. *Measurement, Science and Technology*.

Il sistema sviluppato in questo lavoro può essere migliorato e completato attraverso:

- L'ottimizzazione degli algoritmi sviluppati.
- L'implementazione di un sistema di ricostruzione stereoscopica trifocale.
- L'implementazione di un sistema per la differenziazione con filtro di convoluzione per la ricostruzione di campi di accelerazione.
- L'implementazione di un'interfaccia grafica in grado di facilitare l'utilizzo del sistema.

Bibliografia

- [Adrian 1991] Adrian R.J. 1991 Particle-imaging techniques for experimental fluid mechanics, *Annu. Rev. Fluid Mech.* **23**, 261-304
- [Baek e Lee 1999] Baek S. J., Lee S. J. 1999 A new two-frame particle tracking algorithm using match probability, *Exp Fluids* **22** 23-32
- [Ballerini et al 2008] Ballerini M., Cabibbo N., Candelier R., Cavagna A., Cisbani E., Giardina I., Lecomte V., Orlandi A., Parisi G., Procaccini A., Viale M., Zdravkovic V. 2008: Interaction ruling animal collective behaviour depends on topological rather than metric distance: evidence from a field study *Proc. Natl Acad. Sci. USA* **105**, 1232-7
- [Barnard e Thompson 1980] Barnard S.T., Thompson W.B. 1980: Disparity analysis of images *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence* **2** 333-40
- [Bourgeois e Lasalle 1971] Bourgeois F., J.C. Lasalle 1971: An extension of the Munkres algorithm for the assignment problem to rectangular matrices *Commun. ACM* **14** 802-804
- [Burgers 1948] Burgers J.M. 1948: A mathematical model illustrating the theory of turbulence. *Adv. Appl. Mech.* **1**, 171-199
- [Cavagna et al 2010] Cavagna A., Cimarelli A., Giardina I., Parisi G., Santagati R., Stefanin F., Viale M. 2010: Scale-free correlations in starling flocks *Proc. Natl Acad. Sci. USA* Early Edition

- [Cenedese e Querzoli 1997] Cenedese A., Querzoli G. 1997 : Lagrangian statistics and transilient matrix measurements by PTV in a convective boundary layer, *Meas. Sci. Technol.* **16**, 1553-1561
- [Cenedese e Monti 2003] Cenedese A., Monti P. 2002: Interaction between an inland urban heat island and a sea-breeze flow: a laboratory study, *J. Appl. Meteorol.* **42**, 1569-1583
- [Chang et al 1984] Chang T.P., Wilcox N.A., Tatterson G.B. 1984: Application of image processing to the analysis of three-dimensional flow fields, *Opt. Eng.* **23**, 283-287
- [Chiu e Rib 1956] Chiu W.C., Rib L.N. 1956: The rate of dissipation of energy spectrum in a low-speed turbulent jet, *T. Am. Geophys. Union* **37**, 13-26
- [Cowen e Monismith 1997] Cowen E.A., Monismith S.G. 1997: A hybrid digital particle tracking velocimetry technique, *Exp. Fluids* **22** 199-211
- [Dalziel 1992] Dalziel S.B. 1992: Decay of rotating turbulence: some particle tracking experiments *Appl. Sci. Res.* **49** 217-44
- [Dezso-Weidinger et al 2003] Dezso-Weidinger G., Stitou A., van Beeck J. Riethmuller M. L. 2003: Measurement of the turbulent mass flux with PTV in a street canyon *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.* **91** 1117-31
- [Dore et al 2009] Dore V., Moroni M., Le Menach M., Cenedese A. 2009: Investigation of penetrative convection in stratified fluids through 3D-PTV, *Exp. Fluids* **47**, 811-825
- [Elsinga et al 2006] Elsinga G.E., Scarano F., Wieneke B., van Oudheusden B.W. 2006: Tomographic particle image velocimetry, *Exp Fluids* **41**, 933-947
- [Etoh e Takehara 1998] Etoh T., Takehara K. 1998: The particle mask correlation method, Proc. of 8th Int. Symp. on Flow Visualization

- [Faugeras e Luong 2001] Faugeras O., Luong Q.-T. 2001: The geometry of multiple images, Massachusetts Institute of Technology.
- [Ferrari e Rossi 2008] Ferrari S., Rossi L. 2008: Particle tracking velocimetry and accelerometry (PTVA) measurements applied to quasi-two-dimensional multi-scale flows, *Exp Fluids* **44** 873-886.
- [Fujita e Hino 2004] Fujita I., Hino T. 2004: Unseeded and Seeded PIV measurements of river flows videotaped from a helicopter, *Journal of Visualization* **6**, 245-252
- [Giorgilli et al 2009] Giorgilli M., Moroni M., Monti P., Cenedese A. 2009: Interaction between slope flows and an urban heat island, Proc. of 12th EUROMECH European Turbulence Conference (Marburg)
- [Harris e Stephens 1988] Harris C., Stephens M. 1988: A combined corner and edge detector, Plessey Research Roke Manor, United Kingdom
- [Hassan et al 1992] Hassan Y.A., Blanchat T.K., Seeley Jr C.H. 1992: PIV flow visualization using particle tracking techniques, *Meas. Sci. Technol.* **3**, 633-642
- [Horn e Schunk 1981] Horn B., Schunk B. 1981: Determining optical flow, *Artif. Intell.* **17**, 185-203
- [Hotchkiss e Harlow 1973] Hotchkiss. R.S., Harlow F.H. 1973: Air pollution transport in street canyons, EPA-R4-73-029
- [Ishikawa et al 2000] Ishikawa M., Murai Y., Wada A., Iguchi M., Okamoto K., Yamamoto F. 2000: A novel algorithm for particle tracking velocimetry using the velocity gradient tensor, *Exp. Fluids* **29**, 519-531
- [Jahne 2007] Jahne B. 2007, 23. Fundamentals of Data Processing in Springer Handbook of Experimental Fluid Mechanics, C.Tropea, A.L.Yarin, and J. F. Foss, eds. (Springer, 2007), 1399-1418
- [King 1914] King L.V. 1914: On the convection of heat from small cylinders in a stream of fluid. Determination of convective constants of small

- platinum wires with application to hot-wire anemometry, *Phil. Trans. R. Soc. Lond. A* ,**214**, 373-432
- [Li et al 2008] Li D., Zhang Y., Sun Y., Yan W. 2008: A multi-frame particle tracking algorithm robust against input noise, *Meas. Sci. Technol.* **19**, 105401 (11pp)
- [La Porta et al 2001] La Porta A., Voth G A., Crawford A. M., Alexander J., Bodenschatz E. 2001: Fluid particle accelerations in fully developed turbulence, *Nature* **409**, 1017
- [Lucas e Kanade 1981] Lucas B., Kanade T. 1981: An iterative image registration technique with an application to stereo vision, Proc. of Imaging understanding workshop, 121-130
- [Maas et al 1993] Maas H.-G., Gruen A., Papantoniou D. 1993: Particle tracking velocimetry in three-dimensional turbulent flows. Part I: Photogrammetric determination of particle coordinates *Exp. Fluids* **15**, 133-146
- [Malik et al 1993] Malik N.A., Dracos Th., Papantoniou D.A. 1993: Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows. Part II: Particle Tracking. *Exp. Fluids* **15**, 279-294
- [Manins e Sawford 1979] Katabatic winds: A field case study, *Quart. J. R. Met. Soc.* **105**, 1011-1025
- [Mann et al 1999] Mann J., Ott S., Andersen J. S. 1999: Experimental study of relative, turbulent diffusion. Technical Report RisØ-R-1036(EN), RisØ National Laboratory
- [Miozzi 2004] Miozzi M. 2004 Particle image velocimetry using feature tracking and Delauny tessellation, Proc. 12th Int. Symp. On Application of Laser Techniques to Fluid Mechanics (Lisbon)
- [Monti et al 2002] Monti P., Fernando H.J.S., Princevac M., Chan W.C., Kowalewski T.A., Pardyjak E.R. 2002: Observations of Flow and Tur-

- bulence in the Nocturnal Boundary Layer over a Slope, *J. Atmos. Sci.* **59**, 2513-2534
- [Mordant et al 2004a] Mordant N., Crawford A. M., Bodenschatz E 2004 Experimental Lagrangian acceleration probability density function measurement, *Physica D*, **193** 245-251
- [Moravec 1980] Moravec H. 1980: Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover, Technical Report CMU-RI-TR-3, Carnegie-Mellon University, Robotics Institute
- [Moroni e Cenedese 2005] Moroni M., Cenedese A. 2005: Comparison among feature tracking and more consolidated velocimetry image analysis techniques in a fully developed turbulent channel flow, *Meas. Sci. Technol.* **16**, 2307-2322
- [Moroni e Cushman 2001] Moroni M., Cushman J.H. 2001: Three-dimensional particle tracking velocimetry studies of the transition from pore dispersion to Fickian dispersion for homogeneous porous media, *Water Resour. Res.* **37**, 873-884
- [Nimmo Smith et al 2004] Nimmo Smith W.A.M., Katz J., Osborn T.R. 2004: On the structure of turbulence in the bottom boundary layer of the coastal ocean, *J. Phys. Oceanogr.* **35**, 72-93
- [Ohmi e Li 2000] Ohmi K., Li H.-Y. 2000: Particle-tracking velocimetry with new algorithms, *Meas. Sci. Technol.* **11**, 603-616
- [Okamoto et al 2000] Okamoto K., Nishio S., Saga T., Kobayashi T. 2000: Standard images for particle-image velocimetry, *Meas. Sci. Technol.* **11**, 685-691
- [Okamoto et al 1995] Okamoto K., Schmidl W.D., Hassan Y.A. 1995: Least Force Technique for the Particle Tracking Algorithm, Flow visualization VII Ed. J.P. Crowder 647-652

- [Otsu 1979] Otsu N. 1979: A threshold selection method from gray-level histogram, *IEEE Transactions on System Man Cybernetics* SMC-9, 62-66
- [Ouellette et al 2006] Ouellette N.T., Xu H. Bodenschatz E. 2006: A quantitative study of three-dimensional Lagrangian particle tracking algorithms, *Exp. Fluids* **40**, 301-313
- [Pereira et al 2006] Pereira F., Stuer H., Graff E.C., Gharib M. 2006: Two-frame 3D particle tracking, *Meas. Sci. Technol.* **17**, 1680-1692
- [Prandtl 1953] Prandtl L. 1952: Essential of Fluid Dynamics, Hafner Publishing Co., New York, 452 pp.
- [Prasad 2000] Prasad, A.K. 2000: Stereoscopic particle image velocimetry, *Exp. Fluids* **29**,103-116
- [Prochazka e Pullin 1995] Prochazka A., Pullin D.I. 1995: On the two-dimensional stability of the axisymmetric Burgers vortex, *Phys. Fluids* **7**, 1788-1790
- [Raffel et al 2007] Raffel M., Willert C.E., Werely S.T., Kompenhans J. 2007: Particle Image Velocimetry, eds. (Springer, 2007), 48-52
- [Reuten et al 2005] Reuten C., Steyn D.G., Strawbridge K.B., Bovis P. 2005: Observations of the relation between upslope flows and the convective boundary layer in steep terrain, *Boundary-Layer Meteorol.* **116**, 37-61
- [Ruan e Zhao 2005] Ruan X., Zhao W. 2005: A novel particle tracking algorithm using polar coordinate system similarity, *Acta Mech. Sinica* **21**, 430-435
- [Shi e Tomasi 1994] Shi J., Tomasi C. 1994: Good Features to Track, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR94) Seattle
- [Shindler et al 2010] Shindler L., Moroni M., Dore V., Cenedese A. 2010: Application of 3D MF-ESS PTV to the experimental investigation of

- the evolution of a thermally forced convective boundary layer. Proc. First European IAHR Congress 2010 (Edinburgh)
- [Skylingstad 2003] Skylingstad E.D 2003: Large Eddy Simulation of katabatic flows, *Boundary-Layer Meteorol.* **106**, 217-243
- [Stull 1988] Stull R.B. 1988: An introduction to boundary layer meteorology. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht
- [Sullivan 1971] Sullivan P.J. 1971: Longitudinal dispersion within a two-dimensional turbulent shear flow, *J. Fluid Mech.* **49**, 551-576
- [Theunissen et al 2007] Theunissen R., Scarano F., Riethmuller M.L. 2007: An adaptive sampling and windowing interrogation method in PIV, *Meas. Sci. Technol.* **18**, 275-287
- [Tomasi e Kanade 1991] Tomasi C., Kanade T. 1991: Detection and Tracking of Point Features, Technical Report CMU-CS-91-132
- [Veenman et al 2003] Veenman C. J., Reinders M. J. T., Backer E. 2003: Establishing motion correspondence using extended temporal scope *Artif. Intell.* **145** 227-243
- [Voth et al 2002] Voth G.A., La Porta A., Crawford A.M., Alexander J., Bodenschatz E. 2002: Measurement of particle accelerations in fully developed turbulence *J. Fluid Mech.* **469**, 121-160
- [Willis e Deardorff 1974] Willis G.E., Deardorff J.W. 1974: A laboratory model of the unstable planetary boundary layer, *J. Atmos. Sci.* **31**, 297-1307