

POLITECNICO DI TORINO

Collegio di Ingegneria Meccanica

**Corso di Laurea Magistrale
in Ingegneria Meccanica**

Tesi di Laurea Magistrale

Definizione delle condizioni di illuminazione ottimali in un setup sperimentale per la valutazione dei parametri macroscopici di spray ad alta pressione



Relatori

Prof. Claudio Dongiovanni

Candidato

Francesco Fanelli

Politecnico di Torino

Aprile 2020

Abstract

Con la presente tesi si è analizzata l'influenza delle condizioni di illuminazione nel processo di valutazione dei parametri macroscopici di penetrazione ed angolo di diffusione di spray ad alta pressione.

In ottica industriale, infatti, è fondamentale realizzare un iniettore che generi una rosa di getti omogenei in termini di penetrazione ed angolo di diffusione, significativi per la valutazione delle prestazioni dell'iniettore stesso e del processo di combustione. Ne consegue che gli apparati per la valutazione delle prestazioni degli iniettori debbano cogliere le asimmetrie reali dei getti, senza introdurre di innaturali.

Dall'analisi della letteratura tecnica è apparso evidente come le tecniche sperimentali adottate, basate sulla fotografia ad alta velocità o sulla ripresa ad alta velocità, utilizzino sorgenti di illuminazione, spesso ortogonali all'asse di ripresa, disposte esternamente all'ambiente ad alta pressione ove viene effettuata l'iniezione.

Lo scopo dell'attività proposta in questa tesi è stato quello di valutare l'influenza che le condizioni di illuminazione hanno sulle misurazioni dei parametri macroscopici di spray, confrontando i risultati forniti dalle tecniche di elaborazione più diffuse.

Allo scopo è stato implementato un apparato sperimentale in grado di effettuare la ripresa ad alta velocità con sistemi di illuminazione esterna ed interna, quest'ultimo in grado di realizzare pattern molto diversi.

L'estrazione dei parametri macroscopici a partire da un'immagine di spray è stata effettuata utilizzando quattro metodi di analisi automatica, tre dei quali largamente impiegati per l'analisi di immagini di spray, ed implementati in ambiente Matlab.

Al fine di effettuare l'analisi sui singoli getti e ridurre il più possibile eventuali effetti di sbilanciamento di illuminazione, è stato implementato un algoritmo con lo scopo di isolare i singoli getti a partire dall'immagine della rosa completa.

Successivamente sono stati realizzati differenti pattern di illuminazione, sia interni che esterni alla camera di iniezione, in modo da poter confrontare i diversi algoritmi di elaborazione al variare delle condizioni di illuminazione.

In ultimo, le immagini così ottenute sono state analizzate in termini di angolo di diffusione, secondo due definizioni differenti presenti in letteratura, e penetrazione del getto. Dal confronto dei risultati

ottenuti sono state quindi individuate le condizioni migliori con cui effettuare analisi in questione, sia in termini di illuminazione, che in termini di algoritmo di analisi.

Indice

1. Introduzione.....	1
1.1. Immagini digitali.....	5
1.1.1. Informazioni spaziali	5
1.1.2. Informazioni di intensità ed istogramma	5
1.2. Tecniche di visualizzazione diretta: fotografia e cinematografia ad alta velocità.....	6
1.3. Sogliatura di immagini.....	8
1.3.1. Metodo di Otsu.....	11
1.3.2. Metodo LRT.....	12
1.3.2.1. Caratterizzazione dell'istogramma.....	13
1.3.2.2. Sogliatura a priori.....	17
1.3.2.3. <i>Log-Likelihood Ratio Test</i> per la definizione della soglia ottimale.....	17
1.3.3. Metodo della Massima Entropia.....	18
1.3.4. Algoritmo KLD.....	19
1.4. Algoritmo di separazione dei getti	23
2. Setup sperimentale.....	30
2.1. Introduzione.....	30
2.2. Camera di prova.....	30
2.3. Sistema di alimentazione del combustibile.....	31
2.4. Sistema di illuminazione.....	32
2.5. Sistema di ricircolo e stoccaggio del gas.....	34
2.6. Videocamera ed ottiche.....	36
2.7. Immagini banco	37
3. Attività sperimentale.....	39
3.1. Impiego del banco prova.....	39
3.1.1. Pattern di illuminazione.....	40
4. Risultati e discussioni.....	43
4.1. Angolo di diffusione	45
4.1.1. Effetto della definizione di angolo di diffusione.....	71
4.2. Penetrazione del getto	81
4.3. Discussioni	86
Conclusioni	88
Bibliografia.....	90

1. Introduzione

Negli ultimi anni l'attenzione crescente nei confronti della riduzione delle emissioni di inquinanti ha portato alla necessità di dover studiare sempre più approfonditamente i meccanismi che ne portano alla formazione. In particolare, nel campo della propulsione (terrestre e marittima), lo studio della fase di iniezione del combustibile in camera di combustione è un argomento particolarmente rilevante, poiché da essa dipenderà il miscelamento della carica e quindi la qualità della reazione che avverrà in seguito, sia in termini di efficienza che in termini di emissioni.

Il processo di atomizzazione dello spray, in generale richiede un'elevata differenza di velocità tra liquido da atomizzare e mezzo nel quale esso viene iniettato. Questa condizione viene raggiunta grazie alla conversione dell'energia di pressione posseduta dal liquido in energia cinetica, passando attraverso i piccoli fori del pulverizzatore, caratterizzati da diametri dell'ordine del decimo di millimetro (si arriva fino a 1 mm nei grandi motori navali). Durante l'iniezione si verifica per primo il frazionamento della colonna liquida, denominato *breakup primario*, seguito dalla separazione delle gocce più grandi in goccioline molto più piccole, denominato *breakup secondario*. L'intero fenomeno di frazionamento della colonna liquida avviene nella zona immediatamente a valle del pulverizzatore, grazie all'elevata velocità relativa tra combustibile ed aria in camera di combustione. Le prime gocce entreranno in camera con elevata energia cinetica e verranno rallentate a seguito dell'interazione con l'aria ad elevata pressione e bassa velocità presente all'interno dell'ambiente d'iniezione. Questa interazione porta quindi ad un'accelerazione del gas presente in camera, facendo sì che le successive gocce che vengono iniettate subiscano un effetto meno marcato rispetto alle prime (vengono rallentate da un gas che ha aumentato la sua velocità). Questo processo ha come conseguenza la creazione di una zona di accumulo sulla zona terminale del getto e gli conferisce la caratteristica forma conica.

Il processo di caratterizzazione di uno spray può seguire due diversi approcci: con un approccio di tipo microscopico si analizza la velocità delle gocce, la distribuzione statistica del loro diametro e la distribuzione spaziale di tali diametri all'interno del getto; con un approccio macroscopico (approccio impiegato in questa tesi), invece, si descrive lo spray secondo dei parametri come la penetrazione del fronte del getto e l'angolo di diffusione.

La penetrazione del fronte del getto, ovvero la massima distanza che lo spray raggiunge quando iniettato in aria ferma, è una grandezza fondamentale in quanto correlata al miscelamento tra aria e combustibile. Essa dipende dalla densità dell'aria nell'ambiente in cui avviene l'iniezione

e deve essere controllata accuratamente in modo da realizzare un getto di lunghezza adeguata. Infatti, qualora si realizzasse una penetrazione eccessiva, il getto andrebbe ad impattare sulla parete della camera di combustione, mentre con una penetrazione ridotta, non verrebbe utilizzata correttamente tutta l'aria disponibile in camera per il processo di combustione. In entrambi i casi verrebbero compromesse le prestazioni del motore.

L'angolo di diffusione è anch'esso un parametro fondamentale per la caratterizzazione del miscelamento aria-combustibile, in quanto indicativo dell'utilizzo dell'aria in camera di combustione. Ancora oggi nella comunità scientifica non si è giunti ad una definizione univoca per questo parametro anche a causa della notevole difficoltà nel definire il bordo dello spray: tale zona, infatti, non è caratterizzata da un netto gradiente di densità (cosa che si verifica invece per il fronte del getto) e nasce quindi un problema relativo all'identificazione della superficie di confine del getto.

In Figura 1 si possono osservare i parametri macroscopici sopra descritti.

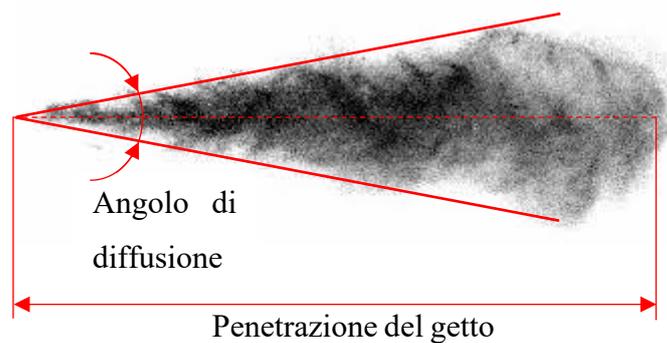


Figura 1: Parametri macroscopici del getto

Al fine di quantificare suddetti parametri macroscopici, tra le possibili tecniche di studio esistenti, l'analisi ottica di spray ricopre un ruolo di particolare interesse, consistendo in tecniche non intrusive che quindi non influenzano l'evoluzione del getto durante l'analisi stessa. Il principale limite di queste tecniche risiede nel fatto che sia impiegata principalmente una radiazione luminosa nello spettro del visibile (al massimo nell'ultravioletto). Infatti, alle lunghezze d'onda caratteristiche di queste ultime, gli indici di rifrazione delle gocce di combustibile e del gas nel quale vengono iniettate sono molto diversi. Si osserva perciò il fenomeno dello *scatter* (dispersione ottica) che limita le informazioni ottenibili alla sola superficie esterna del getto, rendendo la maggior parte delle analisi ottiche adatte alle sole analisi macroscopiche.

Con le tecniche di visualizzazione diretta si intende osservare un evento di breve durata nel quale delle gocce molto piccole si muovono ad alta velocità. Al fine di realizzare queste tipologie di tecniche è necessario attuare una precisa sincronizzazione tra l'evento da

visualizzare ed il sistema di acquisizione e disporre di una strumentazione adatta all'ottenimento di immagini dalla corretta risoluzione (espressa in *pixel/mm* e strettamente legata al setup ottico impiegato) e non sfocate (tempi di esposizione molto brevi).

Di conseguenza, al fine di effettuare un'analisi tramite tecnica di visualizzazione diretta, sarà necessario disporre di una videocamera ad alta velocità, in grado di realizzare frequenze di acquisizione elevate, delle ottiche ed un sistema di illuminazione.

Dallo studio della letteratura reperibile sull'argomento si è osservato come, nella totalità dei casi, il setup sperimentale impiegato per questo genere di studi preveda un sistema di illuminazione posizionato all'esterno della camera di prova. A seconda dei casi si parla di illuminatori esterni [5][6][7][8][9], sorgenti luminose ad entrambi i lati della camera [1][2][3][4], illuminazione frontale di questa [13][14], di uso di specchi per ottenere un'illuminazione più omogenea possibile [10][11][12], o combinazioni delle soluzioni precedenti [15][16].

I setup descritti in letteratura presentano delle differenze anche dal punto di vista della tipologia di sorgente luminosa impiegata. Si legge di setup con illuminazione continua [1][2][8][14], lampade flash [11][15], sorgenti laser [9][12], luci stroboscopiche allo Xenon [3][4][6][7][16], fibra ottica [13], LED [10] o lampada a scarica [5].

In Figura 2 sono stati riportate, a titolo di esempio, le schematizzazioni di due setup sperimentali presenti in letteratura.

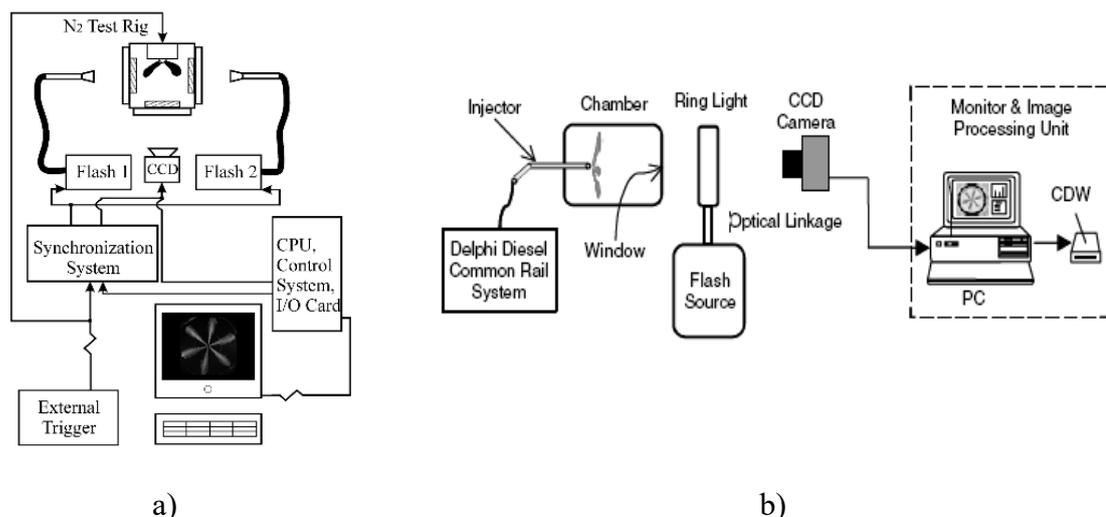


Figura 2: esempi di setup sperimentale in letteratura. a) illuminazione esterna laterale da entrambi i lati [4], b) illuminazione esterna frontale[13]

La scelta del tipo di illuminazione è di cruciale importanza durante la definizione del setup sperimentale da impiegare, poiché da essa dipenderà l'informazione contenuta nell'immagine acquisita.

Qualora si fosse interessati allo studio del singolo getto, l'impiego di polverizzatori mono foro o l'utilizzo di particolari coperture di questo che permettano la fuoriuscita di un singolo spray, permette di realizzare una corretta illuminazione del getto in modo agevole.

In campo industriale invece, in cui lo studio degli spray è finalizzato alla realizzazione di polverizzatori o iniettori che generino getti quanto più omogenei possibile, l'analisi ottica viene impiegata per lo studio dell'intera rosa di spray. Non solo quindi si è interessati alla determinazione dei parametri macroscopici dei getti, ma anche alla dispersione che tali risultati mostrano quando si procede al confronto tra gli spray che compongono una rosa.

In questi casi, nella scelta del setup di illuminazione si deve considerare la possibilità che alcuni getti proiettino la loro ombra sugli altri, andando quindi a ridurre o alterare l'informazione contenuta in un'immagine acquisita. È logico pensare che tale condizione si possa verificare nei casi di setup con illuminazione esterna laterale, in cui la luce non proviene dalla stessa direzione in cui avviene l'acquisizione.

L'idea alla base di questo lavoro di tesi nasce dall'interesse nello studiare l'influenza delle condizioni di illuminazione sia sui parametri macroscopici che sulla dispersione che tali grandezze mostrano quando si considera l'intera rosa di spray.

Per far ciò è stato impiegato il setup descritto in [18] per l'acquisizione delle immagini in scala di grigio, nel quale è stato previsto un sistema di illuminazione frontale interno alla camera di prova per valutare la possibilità di ridurre al minimo la perdita di informazione dovuta ad un'illuminazione proveniente dall'esterno della camera di iniezione. A tal proposito sono stati realizzati diversi pattern di illuminazione, sia interna che esterna, in modo da confrontare i risultati ottenuti in termini di penetrazione del getto e angolo di diffusione.

Per una corretta comprensione dello studio effettuato, di seguito è riportata una breve descrizione delle caratteristiche di un'immagine seguita da una panoramica sulle tecniche di visualizzazione diretta ed infine un approfondimento sulle procedure alla base di un'analisi di immagini.

1.1. Immagini digitali

Un'immagine digitale è una rappresentazione discreta di dati avente sia informazioni spaziali che di intensità [17].

1.1.1. Informazioni spaziali

L'immagine digitale discreta 2-D, denominata $I(m, n)$, rappresenta la risposta di un sensore in corrispondenza di posizioni prefissate ($m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N$), espressa in coordinate Cartesiane 2-D e derivante da un segnale continuo $I(x, y)$ tramite un processo di campionamento (discretizzazione). Tale processo effettua una media del segnale continuo su ogni piccola cella (tipicamente quadrata) costituente l'immagine digitale, denominata *pixel*. In Figura 3 è riportata un'immagine con il sistema di coordinate Cartesiane 2-D.

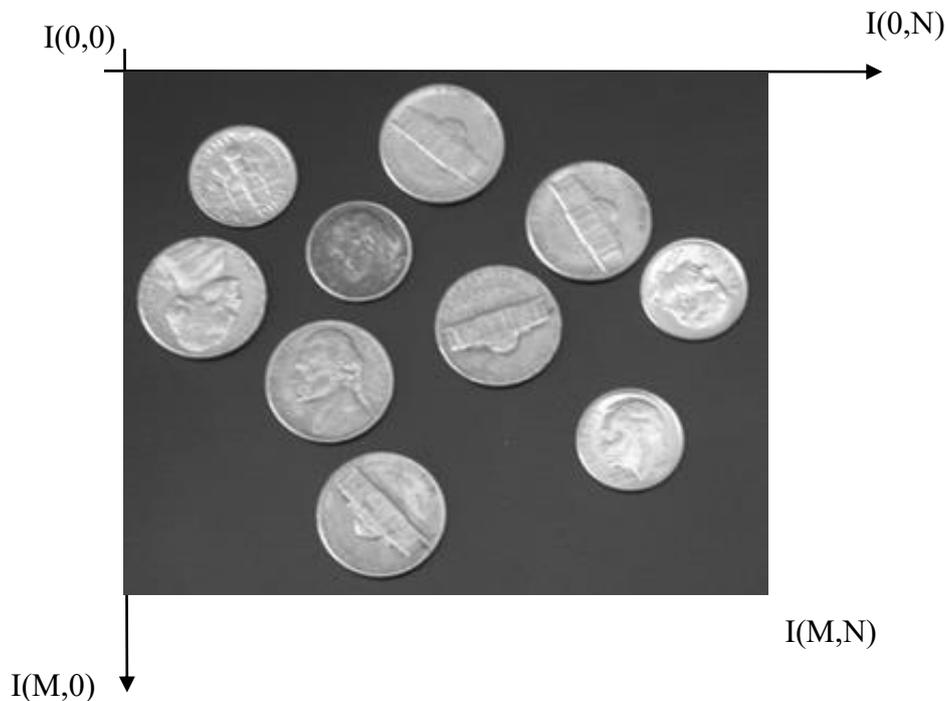


Figura 3: coordinate Cartesiane 2-D per un'immagine digitale avente dimensioni $M \times N$

1.1.2. Informazioni di intensità ed istogramma

Un'immagine digitale contiene uno o più canali di colore che definiscono l'intensità in un particolare pixel collocato alle coordinate (m, n) . Nel caso più semplice, ogni pixel assume un singolo valore numerico corrispondente al livello del segnale in quella posizione. La conversione di questo set di numeri in un'effettiva immagine digitale avviene tramite una mappa di colori (*colour map*) tramite la quale si assegna ad ogni valore numerico una particolare sfumatura di colore. Per questo lavoro sono state considerate delle immagini in scala

di grigi, perciò ogni pixel può assumere ogni sfumatura di grigio, da nero (valore minimo) a bianco (valore massimo), in base al livello del segnale.

Sulla base delle caratteristiche appena descritte si definisce l'istogramma associato ad un'immagine che, come si vedrà in seguito, sarà alla base delle operazioni sulle immagini. L'istogramma di un'immagine è la rappresentazione grafica della frequenza con cui i pixel assumono ognuno dei valori possibili all'interno dell'immagine [17]. Normalizzando tale istogramma (dividendo per il numero totale dei pixel nell'immagine), è possibile considerarlo come una funzione di densità di probabilità discreta che fornisce appunto la probabilità, per l'immagine in analisi, di avere un pixel con un determinato valore.

In Figura 4 è osservabile un'immagine digitale con l'istogramma associato ad essa.

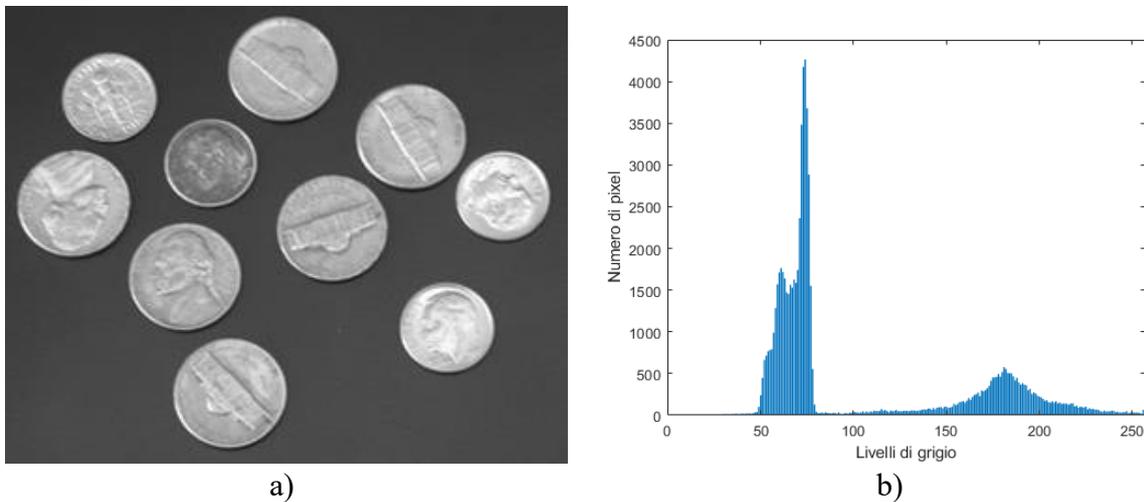


Figura 4: a) immagine digitale, b) istogramma associato

1.2. Tecniche di visualizzazione diretta: fotografia e cinematografia ad alta velocità

Tramite fotografia ad alta velocità (Figura 5) si ottiene una visualizzazione *pseudo-real time*, cioè rappresentativa di un'evoluzione media del getto. Infatti, il sistema di acquisizione viene impostato per registrare ad un determinato istante t_i , sincronizzato rispetto all'inizio dell'iniezione. La stessa acquisizione viene ripetuta un numero di volte sufficiente ad ottenere un campione rappresentativo dell'evento all'istante considerato. Si sposta quindi l'istante di sincronizzazione del sistema di acquisizione a $t_{i+1} = t_i + \Delta t$ e si ripete il procedimento. L'illuminazione è di tipo pulsato e l'esposizione viene controllata tramite la durata dell'impulso. In questo modo, da un lato si riescono ad ottenere delle pseudo-frequenze di acquisizione molto alte, dall'altro lato sono necessarie molte iniezioni per caratterizzare l'intero evento e comunque si otterrà un'evoluzione media e non basata su una singola iniezione.

Nella cinematografia ad alta velocità (Figura 6) si registra l'intero evento in un'unica sequenza con illuminazione continua gestita dalla videocamera stessa. Date le basse esposizioni necessarie ad evitare la sfocatura delle immagini e derivanti dalla necessità di doverne acquisire una serie (riducendo il tempo disponibile per ognuna di esse), occorre un'illuminazione ad elevata energia che, in virtù delle elevate frequenze di acquisizione della videocamera, può essere raccolta solo con pixel più grandi (nella fotografia ad alta velocità si sfrutta la condizione opposta fornendo un'elevata intensità in un intervallo di tempo molto breve, consentendo l'impiego di sensori con densità di pixel maggiore).

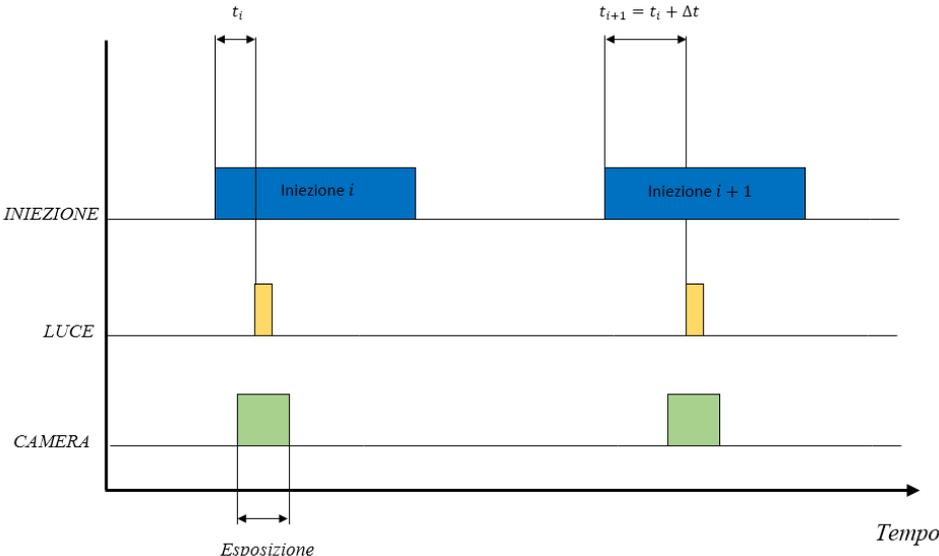


Figura 5: sincronizzazione nella fotografia ad alta velocità

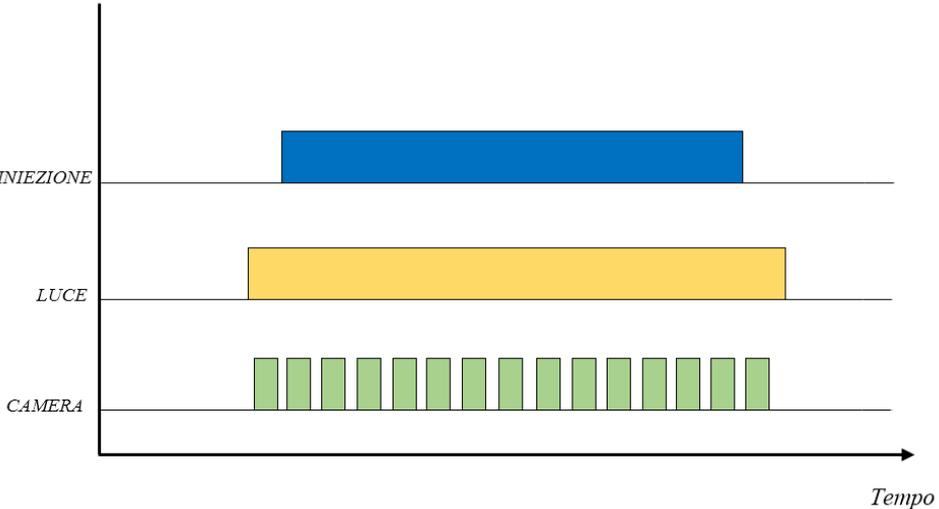


Figura 6: sincronizzazione nella cinematografia ad alta velocità

1.3. Sogliatura di immagini

Il passo successivo all'acquisizione delle immagini è la definizione dei contorni degli oggetti contenuti in esse, per estrarre i parametri e le caratteristiche d'interesse. Ciò si traduce nel processo di segmentazione delle immagini. Con questo termine si intende quel processo tramite il quale suddividere un'immagine nelle regioni che la costituiscono (nel caso in esame si vuole distinguere lo spray dallo sfondo). La segmentazione ricopre un ruolo fondamentale nell'analisi di immagini in quanto spesso ne è il primo passo fondamentale [17] e, se eseguita in modo ottimale, permetterà di non assegnare i pixel di una regione ad un'altra .

Per decidere se un pixel appartenga ad una regione o ad un'altra, generalmente si seguono due approcci differenti

- *Edge/boundary methods*: basati sul rilevamento dei bordi come separatori di regioni
- *Region-based methods*: si assegnano i pixel ad una regione in base al loro grado di somiglianza

I metodi appartenenti alla prima categoria individuano i bordi delle regioni ricercando bruschi cambiamenti nell'intensità dell'immagine, mentre quelli della seconda categoria effettuano l'assegnazione dei pixel ad una regione sulla base di criteri predefiniti che verranno approfonditi nei paragrafi successivi.

Nel caso di immagini di spray, per le quali la definizione di un contorno laterale risulta estremamente complessa data l'assenza di una netta variazione di intensità in quelle zone, si prediligono i metodi di segmentazione appartenenti alla seconda categoria.

All'interno dei *region-based*, in questo lavoro sono stati considerati i cosiddetti metodi di sogliatura d'intensità (*intensity thresholding methods*) i quali, partendo da un'immagine in scala di grigi, la binarizzano classificando ogni pixel come appartenente all'oggetto o allo sfondo. Sono stati ritenuti adatti alle immagini in esame dato che in esse sono presenti le sole classi di sfondo e oggetto (spray).

L'idea alla base della sogliatura d'intensità è semplice: si cerca un valore di livello di grigio di soglia così che tutti i pixel aventi intensità maggiore della soglia vengono assegnati ad una classe (sfondo o oggetto), mentre quelli con intensità minore della soglia vengono assegnati all'altra classe. Così facendo si ottiene un'immagine binarizzata $b(x, y)$ dall'immagine di partenza $I(x, y)$ secondo il criterio:

$$b(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } I(x, y) > T \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

dove T è il valore di soglia.

Essendo applicato all'intera immagine, questo criterio si definisce di sogliatura globale e funziona in modo ottimale quando nell'immagine è facilmente distinguibile l'oggetto dallo sfondo, cioè quando il contrasto è massimo ed i bordi sono netti. Studiando l'istogramma dell'immagine, questa condizione si verifica quando esso risulta essere una distribuzione bimodale avente due picchi, corrispondenti allo sfondo ed all'oggetto. In questi casi è intuitivo identificare la soglia ottimale nel livello digitale corrispondente alla valle tra i due picchi.

A titolo di esempio, in Figura 7 è riportata una condizione analoga a quella appena descritta, ottenuta considerando un'immagine ad 8-bit (il cui valore di intensità quindi può variare nel range $[0,255]$). L'immagine è composta da due quadrati di intensità pari a 40 e 120 ai quali è stato sovrapposto del rumore gaussiano a media nulla e deviazione standard di 10 livelli di intensità.

Dall'osservazione dell'istogramma si nota come, scegliendo un livello di soglia compreso tra 75 e 90 si ottiene una perfetta binarizzazione dell'immagine, osservabile in Figura 8

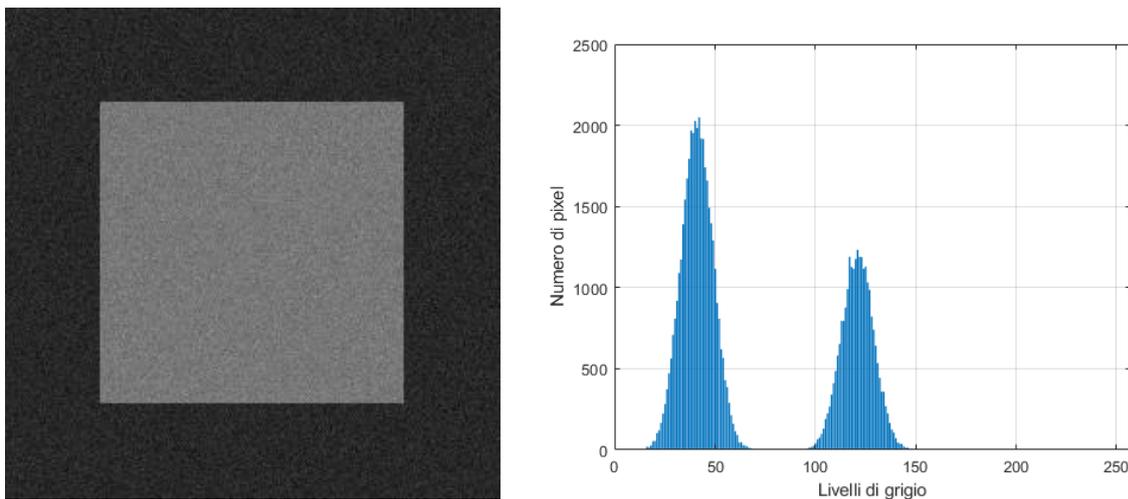


Figura 7: Immagine ad 8-bit e relativo istogramma

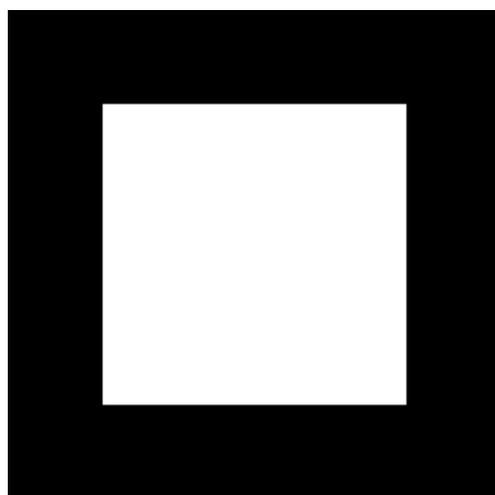


Figura 8: immagine di Figura 7 binarizzata

Nella maggior parte dei casi si ha a che fare con immagini caratterizzate da istogrammi non riconducibili a distribuzioni bimodali, per le quali non è subito identificabile il livello di soglia ottimale. Questo a causa della difficoltà o impossibilità di individuare la valle tra i due picchi dovuta sia alla natura dell'oggetto immortalato sia alle condizioni di illuminazione. L'analisi di immagini di spray diesel rappresenta un caso particolarmente complicato sul quale applicare una tecnica di soglia.

Osservando gli istogrammi relativi a due immagini dello stesso spray in due diversi istanti di tempo (Figura 9) si nota come, anche a parità di illuminazione, essi siano diversi dato che lo spray occupa porzioni diverse della stessa immagine. Risulta evidente come le cause di variazione dell'istogramma di un'immagine di spray siano molteplici, rendendo le operazioni di soglia particolarmente complicate.

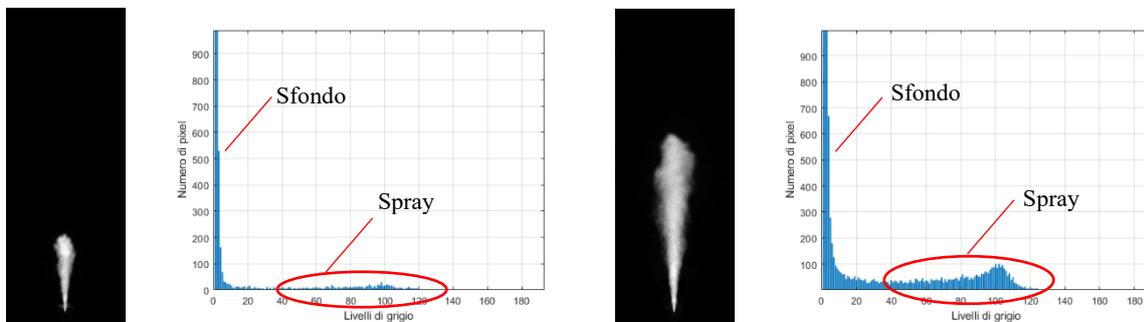


Figura 9: immagine di spray in due istanti temporali diversi e relativi istogrammi

Dallo studio del profilo di intensità luminosa nella direzione dell'asse dello spray [18], si nota come il fronte dello spray, rispetto al quale si calcola la penetrazione, sia caratterizzato da un gradiente di intensità decisamente elevato. Questo comporta un contrasto locale netto tra spray e sfondo. È quindi evidente come una variazione di livello di soglia, ad esempio causato da una modifica dell'algoritmo di soglia, non comporti una variazione sensibile della penetrazione misurata.

Considerando invece i profili di intensità luminosa nella direzione ortogonale all'asse dello spray [18], è possibile notare come il gradiente di intensità lungo tale direzione sia meno accentuato, facendo sì che una piccola modifica nel livello di soglia comporti un'evidente variazione della misura dell'angolo di diffusione.

Per questi casi, quindi, una soglia di tipo manuale (cioè eseguita da un operatore), basata sulla sola analisi visiva dell'istogramma porterebbe a risultati estremamente dipendenti dalla scelta soggettiva di chi effettua la soglia.

Per far fronte alle problematiche appena descritte, sono stati implementati quattro diversi algoritmi per la determinazione automatica del livello ottimale di soglia, descritti nei paragrafi successivi

1.3.1. Metodo di Otsu

Il metodo di Otsu [19] è un metodo di sogliatura per il quale è richiesta la conoscenza del solo istogramma dei livelli di grigio dell'immagine.

Sia data un'immagine i cui pixel sono rappresentati in L livelli di grigio $[0, 1, \dots, L - 1]$. Il numero di pixel all' i -esimo livello è denominato n_i ed il numero totale di pixel dell'immagine sarà $N = n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1}$.

Normalizzando l'istogramma, lo si potrà considerare come una funzione di densità di probabilità, le cui proprietà sono espresse di seguito (Eq. 1 ed Eq. 2)

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (p_i > 0) \quad (1)$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (2)$$

Si supponga quindi di separare i pixel dell'immagine in due classi C_0 e C_1 (sfondo ed oggetto o viceversa) con una soglia posta al livello k . In questo modo C_0 conterrà tutti i pixel la cui intensità è nel range $[0, \dots, k]$, mentre C_1 quelli nel range $[k + 1, \dots, L - 1]$. È possibile quindi definire le probabilità di classe ω (Eq. 3) ed i valor medi di classe μ (Eq. 4), rispettivamente come:

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^k p_i = \omega(k) \quad ; \quad \omega_1 = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 - \omega(k) \quad (3)$$

e

$$\mu_0 = \sum_{i=0}^k \frac{i p_i}{\omega_0} = \frac{\mu(k)}{\omega(k)} \quad ; \quad \mu_1 = \sum_{i=k+1}^{L-1} \frac{i p_i}{\omega_1} = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega(k)} \quad (4)$$

Dove $\omega(k) = \sum_{i=0}^k p_i$ e $\mu(k) = \sum_{i=0}^k i p_i$ sono rispettivamente i momenti cumulati di ordine zero e di primo ordine fino al k -esimo livello e μ_T è il valor medio dell'immagine di partenza (Eq. 5):

$$\mu_T = \mu(L) = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (5)$$

Per poter valutare la qualità della sogliatura al livello k l'autore impiega una misura di separabilità di classe (Eq. 6):

$$\eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad (6)$$

nella quale σ_B^2 è la varianza interclasse (Eq. 7) e fornisce un'indicazione della separazione tra le due classi, mentre σ_T^2 è la varianza totale (Eq. 8)

$$\sigma_B^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 = \omega_0\omega_1(\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (7)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_T)^2 p_i \quad (8)$$

Il problema della sogliatura si riduce quindi nella ricerca del valore di k che massimizzi la funzione obiettivo η o, in maniera equivalente, che massimizzi la varianza interclasse e quindi la separazione tra lo sfondo e il getto (Eq. 9).

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{0 \leq k < L} \sigma_B^2(k) \quad (9)$$

1.3.2. Metodo LRT

In statistica il *likelihood-ratio test* (LRT), o test della massima verosimiglianza, valuta la correttezza con cui una distribuzione di probabilità riproduca un set di dati raccolti.

Sia data una distribuzione di probabilità D , con funzione di densità di probabilità L_D caratterizzata da un parametro θ , e sia dato un campione di dati osservati $\{x_i\}_{i=1}^n$ di dimensione n . Il metodo della massima verosimiglianza ricerca, all'interno dello spazio dei valori possibili di θ , quello che massimizza le probabilità di ottenere il campione di dati raccolto (Eq. 10):

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta \in \Theta} L_D(\theta | x_1, \dots, x_n) \quad (10)$$

Allo stesso modo, nel campo dell'analisi di immagini, tramite questo metodo si cerca di ottenere una funzione di densità di probabilità che interpoli al meglio l'istogramma normalizzato dell'immagine da analizzare. Per la specifica applicazione dell'analisi di immagini di spray, in questo lavoro si è fatto riferimento a [4], in cui gli autori, riconoscendo come gli istogrammi tipici di queste immagini spesso non seguano distribuzioni di tipo Gaussiano, hanno considerato anche funzioni di densità di probabilità con distribuzione log-normale e gamma.

Dal momento che in [4] il metodo è impiegato per immagini RGB, per il presente lavoro è stato implementato un algoritmo in ambiente Matlab che applichi questo metodo su immagini in scala di grigi.

1.3.2.1. Caratterizzazione dell'istogramma

L'istogramma normalizzato di un'immagine può essere considerato come la funzione di distribuzione dell'intensità dell'immagine stessa. Esso è il risultato della somma di diverse *PDF* (*probability density function*), in numero pari alle classi in cui viene suddivisa l'immagine. Nel caso di immagini di spray si hanno due classi: lo sfondo e lo spray, alle quali sono associate le rispettive funzioni di densità di probabilità PDF_B e PDF_S . La PDF_B conterrà le informazioni della parte di immagine che non appartiene allo spray, mentre la PDF_S conterrà tutte le informazioni della parte di immagine che include lo spray. In [4] sono state impiegate tre diverse funzioni per interpolare la distribuzione di probabilità dello sfondo:

- Per prima è stata considerata una funzione di tipo Gaussiano, impiegata nella maggior parte delle applicazioni di analisi dell'immagine. Dal punto di vista matematico si rappresenta con la formula riportata nell' Eq. 10 ed è caratterizzata dai due parametri μ e σ :

$$PDF_{Gauss}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]} \quad (11)$$

Dove μ e σ sono rispettivamente valor medio e deviazione standard della distribuzione dei livelli di grigio x .

Dall'osservazione degli istogrammi delle immagini di spray si nota come, molto spesso, essi non siano sufficientemente simmetrici da poterli interpolare in modo corretto con una distribuzione gaussiana.

- Per i casi di immagini con istogrammi non simmetrici, essi possono essere modellati in modo più corretto con delle distribuzioni log-normali (Eq. 12) e gamma (Eq. 13). Riguardo alla prima, si tratta di una distribuzione del tutto analoga a quella Gaussiana, ma con una scala logaritmica per i livelli di grigio dell'immagine

$$PDF_{ln}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(x)-\mu}{\sigma}\right)^2\right]} \quad (12)$$

- La distribuzione gamma è la più versatile, ma comporta un costo computazionale più alto nella stima dei parametri per raggiungere il *best-fit* con l'istogramma. Questi parametri sono il coefficiente di forma α ed il fattore di scala θ , mentre $\Gamma(\alpha)$ è la funzione gamma, valutata al valore α

$$PDF_{\gamma}(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\theta^{\alpha}} x^{(\alpha-1)} e^{-\frac{x}{\theta}} \quad (13)$$

Si può notare come la distribuzione gamma degeneri in una distribuzione esponenziale negativa qualora si imponesse il parametro di forma α pari a 1.

A questo punto si procede con il calcolo dei parametri delle tre PDF_B partendo dalla conoscenza dell'istogramma dell'immagine (si ricorda che, per adesso, ci si sta concentrando sulla parte di istogramma relativa allo sfondo):

Per prima cosa si considera l'interpolazione dell'istogramma normalizzato con una distribuzione Gaussiana. Il valor medio μ_B di tale distribuzione viene considerato nella zona di massimo valore dell'istogramma stesso, mentre la deviazione standard σ_B , data la simmetria di questa distribuzione, la si calcola considerando i livelli di grigio compresi tra 0 e μ_B .

Si passa quindi alla valutazione dei parametri della distribuzione log-normale, tramite una procedura del tutto analoga alla precedente, semplicemente considerando il logaritmo naturale dei livelli di grigio.

Riguardo la valutazione dei parametri della distribuzione gamma, si parte dalla considerazione che la moda, cioè la posizione del valore massimo della distribuzione da calcolarsi come $(\alpha - 1)\theta$ (se $\alpha > 1$), rimanga invariata rispetto alle altre due PDF . A quel punto si valuteranno

diverse coppie di valori (α_B, θ_B) fino a trovare quella che meglio approssima l'istogramma sperimentale.

Nel caso in cui l'istogramma presenti una forma riconducibile ad un esponenziale si considererà il valore massimo in corrispondenza dello zero e si ricaverà allo stesso modo il valore di θ_B che meglio approssima la distribuzione sperimentale.

Resta dunque il confronto fra le soluzioni e l'individuazione della PDF_B che meglio interpola l'istogramma normalizzato dell'immagine. In [4] ciò viene ottenuto andando a valutare la correlazione lineare tra le singole PDF_B e l'istogramma, tramite il coefficiente di determinazione R^2 (Eq. 14). Esso fornisce una misura della correttezza del modello statistico utilizzato, assumendo valori nel range $[0; 1]$ (0 indica un modello che non rappresenta per niente i dati sperimentali, 1 indica un modello che ricalca perfettamente i dati):

$$R^2 = \frac{n[\sum PDF_B(x)pc(x)] - \sum PDF_B(x)\sum pc(x)}{\sqrt{[n\sum PDF_B(x)^2 - [\sum PDF_B(x)]^2][n\sum pc(x)^2 - [\sum pc(x)]^2]}} \quad (14)$$

dove n è il numero di pixel dell'immagine e $pc(x)$ rappresenta l'istogramma sperimentale normalizzato.

Per ogni immagine, quindi, si considererà la PDF_B che corrisponde al valore maggiore di R^2 ottenuto. In Figura 10 si può osservare l'istogramma normalizzato di un'immagine presa a titolo di esempio, mentre in Figura 11 è stato riportato un ingrandimento di tale istogramma nella zona dello sfondo, con le funzioni interpolanti.

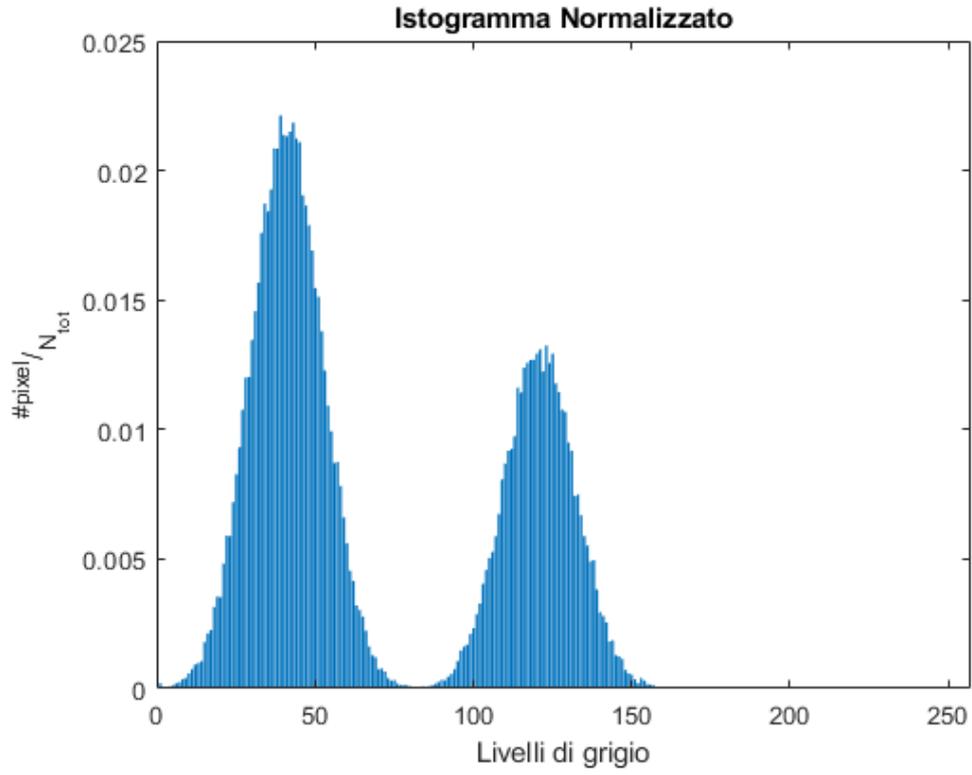


Figura 10: esempio di istogramma normalizzato

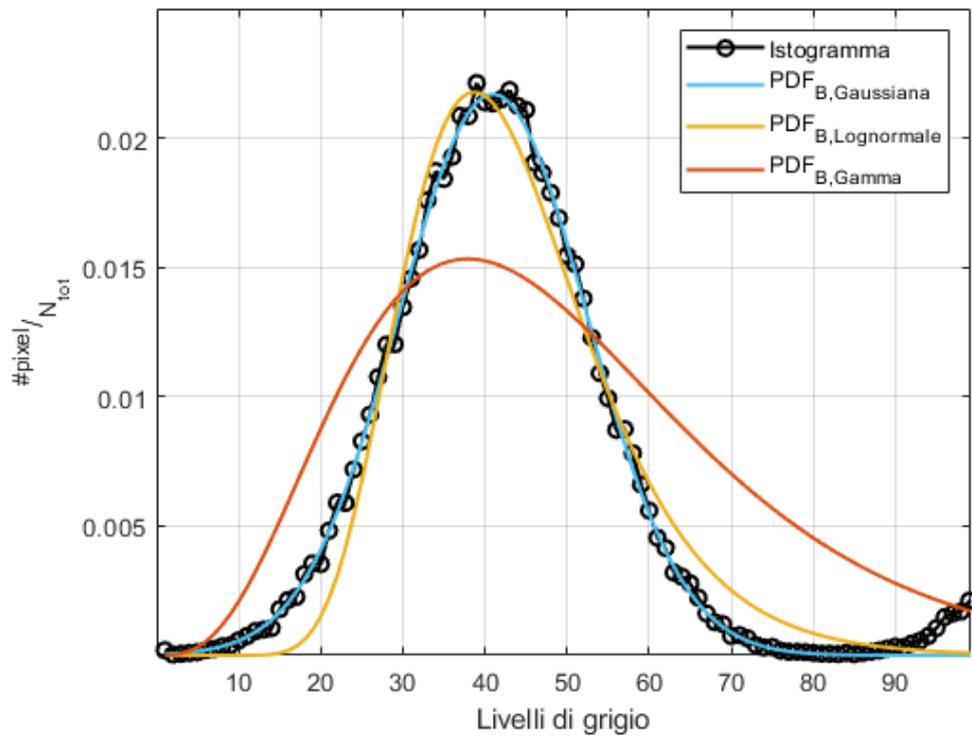


Figura 11: istogramma dello sfondo con funzioni interpolanti

1.3.2.2. Sogliatura a priori

Dopo aver individuato la funzione di distribuzione più appropriata all'istogramma in questione, in [4] gli autori procedono con una sogliatura a priori, scegliendo come valore di soglia il livello di grigio in corrispondenza del quale la cumulata della PDF_B (l'integrale di questa) raggiunge il 96%. Questa soglia a priori viene denotata come T_1 e può essere utilizzata per ottenere una prima approssimazione del contorno dello spray. Questo passaggio, tuttavia, non tiene conto della restante parte dell'istogramma (finora infatti è stata ricavata la PDF relativa al solo sfondo dell'immagine), sulla quale non è stata fatta ancora nessuna considerazione.

Dallo studio dell'istogramma dell'immagine si nota come la parte corrispondente allo spray (livelli di grigio superiori a T_1) non presenti una forma ben precisa ed abbia una dispersione dei dati maggiore rispetto alla parte relativa allo sfondo (si traduce nel fatto che $\sigma_S \gg \sigma_B$). Così come in [4], la distribuzione dello spray viene trattata come se fosse di tipo Gaussiano, caratterizzata quindi da un valor medio μ_S ed una deviazione standard σ_S , rispettivamente calcolati come il valor medio e la deviazione standard per i livelli di grigio superiori a T_1 .

1.3.2.3. Log-Likelihood Ratio Test per la definizione della soglia ottimale

Una volta definite dunque le funzioni di densità di probabilità per le due classi presenti nell'immagine (PDF_B e PDF_S), si passa alla fase di correzione del valore di soglia a priori T_1 tramite l'algoritmo LRT, per ottenere il valore di soglia ottimale T .

Si definisce quindi una funzione discriminante $h(x)$ (Eq. 14), dipendente dalla soglia che divide le due classi e si sceglie come valore definitivo, quel livello T tale per cui $h(x)$, valuata in T , eguagli il termine di probabilità a priori:

$$h(T) = -\ln(PDF_S(T)) + \ln(PDF_B(T)) = \ln\left(\frac{P_S}{P_B}\right) \quad (14)$$

nella quale P_S e P_B rappresentano le probabilità a priori dello spray e dello sfondo, cioè il numero di pixel con livello di grigio rispettivamente maggiore e minore della soglia a priori T_1 . In questo modo, la soglia ottimale T sarà quella che minimizza la probabilità di classificare erroneamente un pixel di sfondo come appartenente allo spray o viceversa.

1.3.3. Metodo della massima entropia

Nella teoria dell'informazione, l'entropia di una sorgente $H(x)$ rappresenta la quantità media di informazione associata ad essa.

L'informazione contenuta in un evento x emesso da una sorgente X è dato dall'Eq. 15

$$I(x) = -\log_b P(x) \quad (15)$$

dove $P(x)$ è la probabilità che l'evento x accada, mentre b è la base di numerazione (in ambito informatico si usano i bit per la codifica delle informazioni, per cui $b = 2$).

Nel caso di sorgenti discrete, che emettono N eventi x_i ($i = 1, \dots, N$), l'entropia della sorgente (Eq. 16) si esprime come la media dell'informazione di ogni evento x_i , pesata con la probabilità di accadimento di questo $P(x_i)$:

$$H(x) = -\sum_{i=1}^N P(x_i) \log_b P(x_i) \quad (16)$$

In [20], gli autori propongono un metodo di sogliatura basato sull'entropia associata ad una distribuzione. Per il presente lavoro tale metodo è stato implementato in ambiente Matlab ed applicato alle immagini di spray. Considerando l'istogramma normalizzato dell'immagine con L livelli di grigio, si ipotizza di separare le due distribuzioni di sfondo (B) e spray (S) tramite una soglia s . Denotando con p_1, p_2, \dots, p_L le probabilità dei livelli di grigio dell'immagine, le distribuzioni di probabilità delle classi sopra citate saranno formate da:

$$B: \frac{p_1}{P_s}, \dots, \frac{p_s}{P_s}$$

$$S: \frac{p_{s+1}}{1 - P_s}, \dots, \frac{p_L}{1 - P_s}$$

L'entropia associata ad ognuna delle due distribuzioni (Eq. 17 ed Eq. 18) sarà :

$$H(B) = -\sum_{i=1}^s \frac{p_i}{P_s} \ln \frac{p_i}{P_s} \quad (17)$$

$$H(S) = - \sum_{i=s+1}^L \frac{p_i}{1 - P_s} \ln \frac{p_i}{1 - P_s} \quad (18)$$

Considerando la somma di $H(B)$ e $H(S)$, denominata $\psi(s)$, dalla (17) e (18) si ottiene:

$$\psi(s) = - \sum_{i=1}^s \frac{p_i}{P_s} \ln \frac{p_i}{P_s} - \sum_{i=s+1}^L \frac{p_i}{1 - P_s} \ln \frac{p_i}{1 - P_s} \quad (19)$$

Il valore di soglia che massimizza $\psi(s)$ sarà quello che permette di ottenere la massima informazione nella separazione delle due classi dell'immagine.

1.3.4. Algoritmo KLD

Questo algoritmo prende spunto dal metodo delle Autofacce (*Eigenfaces*), utilizzato principalmente come algoritmo per il riconoscimento dei volti. In questo algoritmo, invece di considerare l'immagine nella sua rappresentazione matriciale con N pixel dove $N = l \times h$ (l e h rispettivamente larghezza ed altezza dell'immagine in pixel), si considera una sua rappresentazione vettoriale, concatenando le colonne per formare un vettore di dimensioni $(l \cdot h) \times 1$. Di conseguenza l'immagine può essere considerata come un punto in uno spazio N -dimensionale, insieme di tutte le immagini aventi le stesse dimensioni di quella considerata. Tale spazio conterrà immagini rappresentative di qualunque soggetto ma, immagini con soggetti simili tra loro (ad esempio raffiguranti spray diesel per il caso in esame) si disporranno in una zona limitata dello spazio, cioè un sottospazio contenente le informazioni più rilevanti per la caratterizzazione di quella classe di immagini. Si definisce quindi un gruppo ridotto di vettori all'interno dello spazio che descriva la classe di immagini da analizzare e tale obiettivo è raggiunto tramite tecniche come la decomposizione di *Loève-Karhunen* (KLD).

L'algoritmo proposto è stato impiegato in [18] per la sogliatura automatica di immagini di spray.

Si consideri l'immagine di spray da binarizzare ψ , di dimensioni $N = l \times h$ rappresentata come vettore di dimensioni $(l \cdot h) \times 1$. Successivamente si generi un database di n immagini binarie φ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) ottenute sogliando l'immagine di partenza con n livelli di sogliatura equispaziati tra il minimo ed il massimo valore di intensità nell'immagine.

Tramite le n immagini così ottenute si determina l'immagine media (Eq. 20) :

$$\bar{\boldsymbol{\varphi}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \boldsymbol{\varphi}_i \quad \boldsymbol{\varphi}_i, \bar{\boldsymbol{\varphi}} \in \mathbb{R}^{N \times 1} \quad (20)$$

Tramite l' Eq. 21 si valutano i vettori deviazione $\boldsymbol{\omega}_i$ delle singole immagini sogliate rispetto alla media:

$$\boldsymbol{\omega}_i = (\boldsymbol{\varphi}_i - \bar{\boldsymbol{\varphi}}) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (21)$$

Noti i vettori deviazione, si introduce la matrice deviazione (Eq. 22) concatenando i vettori stessi e si calcola la matrice di covarianza (Eq. 23)

$$\mathbf{D} = \{\boldsymbol{\omega}_1, \boldsymbol{\omega}_2, \dots, \boldsymbol{\omega}_n\} \quad \mathbf{D} \in \mathbb{R}^{N \times n} \quad (22)$$

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \boldsymbol{\omega}_i \boldsymbol{\omega}_i^T = \mathbf{D} \mathbf{D}^T \quad \mathbf{C} \in \mathbb{R}^{N \times N} \quad (23)$$

Dalla matrice quadrata \mathbf{D} è possibile determinare una base dello spazio delle immagini sogliate. Per fare ciò vengono calcolati gli autovalori non nulli λ_j ($j = 1, 2, \dots, M$), con $M < N$, e gli autovettori \mathbf{e}_j linearmente indipendenti. Per questa applicazione, tali autovettori verranno denominati Autoimmagini e sono legati alla matrice di covarianza dalla relazione riportata in Eq. 24, per cui ogni immagine dello spazio immagini sogliate può essere rappresentata come una combinazione lineare delle autoimmagini che ne costituiscono la base.

$$\mathbf{C} \mathbf{e}_j = \lambda_j \mathbf{e}_j \quad (24)$$

Dal punto di vista computazionale, il calcolo degli autovalori di \mathbf{C} sarebbe particolarmente oneroso, dovendo ricavare le radici di un polinomio di grado pari ad N^2 con N pari al prodotto delle dimensioni dell'immagine (ad esempio 1024×768). Tuttavia, è possibile dimostrare [18] che, avendo ricavato la matrice di covarianza da n immagini binarie, si otterranno al massimo n autovettori derivanti da autovalori non nulli. Le dimensioni del problema quindi si riducono dato che le dimensioni di \mathbf{B} sono $(n \times n)$ invece che $(N \times N)$ come nel caso della matrice \mathbf{C} , evidenziando il beneficio ottenuto considerando la matrice ridotta.

Ogni immagine dello spazio delle immagini sogliate può essere quindi approssimata come combinazione lineare delle M autoimmagini determinate nel modo appena illustrato (Eq. 25).

È possibile inoltre estendere questa proprietà anche all'immagine originale (Eq. 26), poiché correlata alle immagini sogliate e perciò appartenente allo stesso sottospazio:

$$\hat{\varphi}_i \cong \sum_{j=1}^M b_{ij} \mathbf{e}_j + \bar{\varphi} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (25)$$

$$\hat{\psi} \cong \sum_{j=1}^M a_j \mathbf{e}_j + \bar{\varphi} \quad (26)$$

dove a_j e b_{ij} sono i coefficienti con cui scalare gli autovettori per identificare il punto nel sottospazio rispettivamente per l'immagine originale e per le immagini sogliate. Nel suddetto sottospazio le immagini sono confrontabili ed è quindi possibile calcolare le distanze euclidee δ_i tra il vettore dell'immagine originale proiettato nello spazio delle immagini sogliate $\hat{\psi}$ e le immagini sogliate $\hat{\varphi}_i$ (Eq. 27):

$$\delta_i^2 = \|\hat{\psi} - \hat{\varphi}_i\|^2 = \sum_{j=1}^M (a_j - b_{ij})^2 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (27)$$

L'immagine sogliata associata alla minima distanza δ_i corrisponde al valore di soglia ottimale. In realtà è possibile dimostrare come non sia strettamente necessario considerare tutti gli M autovettori di \mathbf{B} , bensì un numero ridotto M^* , corrispondente agli autovettori più significativi, cioè quelli con valore assoluto maggiore. In [18] viene riportato un criterio in grado di stabilire in modo dinamico (cioè immagine per immagine) il numero di autovalori ed autovettori principali da impiegare, tenendo conto che:

- Gli autovalori sono indicativi della variabilità dei dati e tale indicazione è legata al loro modulo (l'autovalore massimo è associato all'autoimmagine che influenza maggiormente la ricostruzione dell'immagine originale)
- Il numero di autovalori è legato alle dimensioni della matrice di covarianza ridotta \mathbf{B} la quale, nel caso in analisi, è legata al numero di immagini del database.

Di conseguenza, sia il numero di immagini nel database, che il numero di autoimmagini prese in considerazione, risultano essere dei parametri legati alla soggettività. L'autore ha perciò introdotto, dopo aver ordinato gli n autovalori della matrice \mathbf{B} in ordine decrescente, la somma cumulata normalizzata di tali autovalori (Eq. 28):

$$S(M) = \frac{\sum_{i=1}^M \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (28)$$

Sulla base dell'analisi del valore della somma cumulata, si sceglie il numero M^* di autovalori significativi corrispondente ad una somma cumulata pari a 0.95. Questo metodo sarà valido per tutti i tipi di immagine, ma porterà ad un numero di autovalori significativi diverso per ogni immagine analizzata.

Tenendo conto delle sostanziali differenze di approccio per i metodi di sogliatura appena descritti, è chiaro come essi porteranno a risultati diversi fra loro se applicati ad una stessa immagine, che si traducono in parametri macroscopici differenti. A titolo di esempio, in Figura 12 è riportata un'immagine di spray sulla quale sono stati tracciati i contorni dello spray soglia con i vari metodi utilizzati per questo lavoro ed un ingrandimento al fine di evidenziare al meglio le differenze. Si può notare come il valore di penetrazione risenta in misura minore di un cambiamento nel metodo di sogliatura rispetto all'angolo di diffusione. Questo comportamento è riconducibile al fatto che la zona terminale del getto è caratterizzata da una densità elevata e presenta un bordo netto rispetto allo sfondo.

Data la sensibilità dei vari algoritmi all'illuminazione dell'immagine, al fine di eliminare l'influenza che i getti potrebbero avere gli uni sugli altri, è stato implementato un algoritmo con lo scopo di isolare le immagini dei singoli getti a partire dall'immagine della rosa completa.

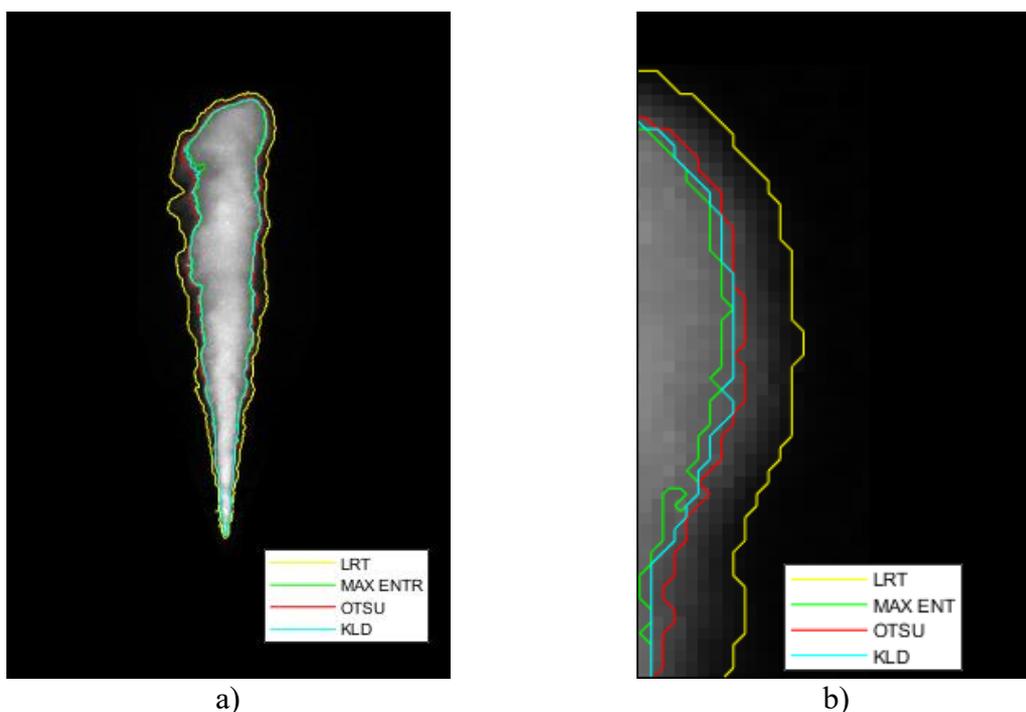


Figura 12: a) confronto fra i metodi di sogliatura proposti; b) ingrandimento della zona superiore destra

1.4. Algoritmo di separazione dei getti

Il programma di analisi delle immagini degli spray necessita in input delle immagini dei singoli getti durante tutta l'evoluzione temporale, raggruppate nelle ripetizioni effettuate. Questo poiché, utilizzando dei metodi di sogliatura globale, qualora si effettuasse l'analisi delle immagini della rosa di spray nei casi di illuminazione sbilanciata, la presenza di getti maggiormente illuminati rispetto ad altri porterebbe l'algoritmo di sogliatura a sottostimare i contorni dei getti meno illuminati. Isolando le immagini dei singoli getti invece, l'algoritmo di sogliatura troverà un valore di soglia ottimale diverso per ognuna di esse, dipendente appunto dalle condizioni di illuminazione locali.

A tal proposito, è stato implementato in ambiente Matlab un algoritmo che separi, rinomini e raggruppi in modo corretto le immagini dei getti, così da poter essere processate con l'algoritmo di analisi delle immagini.

L'algoritmo prevede in input il numero N di fori del polverizzatore, in modo da potersi adattare ad immagini di diversi iniettori con diversi fori. Di conseguenza, per ogni immagine della rosa di spray acquisita al banco prova, l'algoritmo qui descritto restituirà in output N immagini contenenti i singoli getti (per questo lavoro è stato impiegato un polverizzatore con 8 fori).

Di seguito è riportato lo schema a blocchi rappresentativo del processo seguito dall'algoritmo di taglio:



1. Per prima cosa il programma carica il set di immagini da separare, relativo ad un test con un determinato pattern di illuminazione.
2. Il secondo passo consiste nella sottrazione dello sfondo medio da ogni immagine, così da ridurre l'influenza. Per far ciò, noto il numero k di immagini acquisite nell'intervallo di tempo immediatamente precedente alla fuoriuscita di olio dai fori del polverizzatore, si calcola, per ogni ripetizione, l'immagine di sfondo media (appunto come media delle k immagini senza getto) e la si sottrae ad ognuna delle immagini di quella ripetizione. In questo modo si otterranno N immagini medie di sfondo, una per ogni ripetizione. In Figura 13 è riportata la medesima immagine con e senza sfondo. Osservandola si nota come la sottrazione dello sfondo ha permesso di eliminare la presenza del polverizzatore (nella zona centrale dell'immagine) e del fondo della camera di prova, mantenendo solo la rosa di spray.

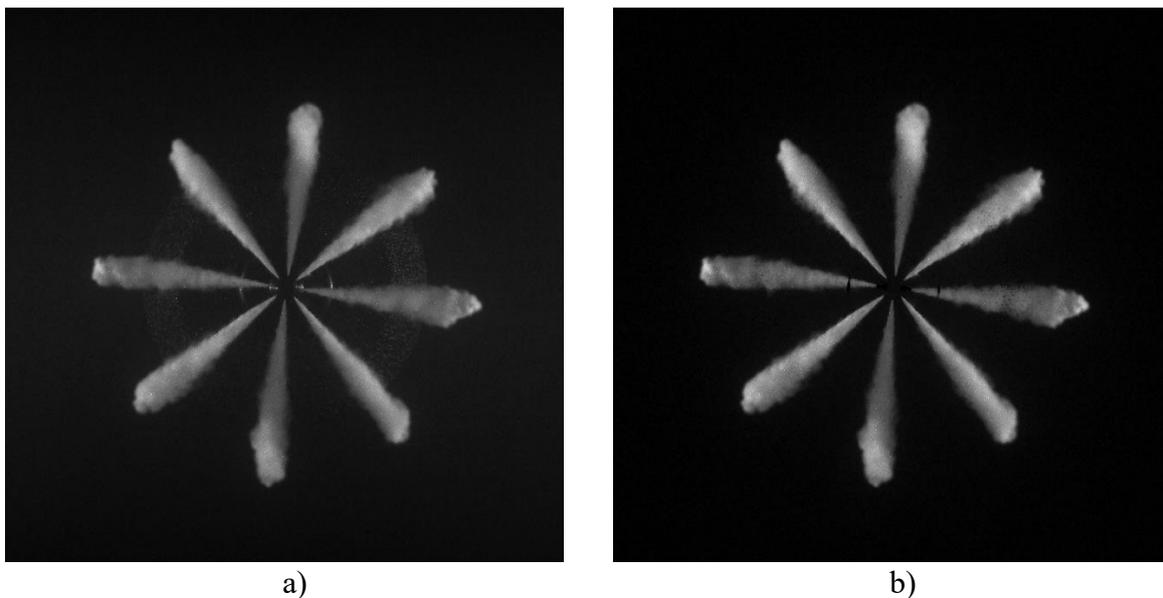


Figura 13: a) immagine senza sottrazione di sfondo, b) immagine con sottrazione di sfondo

3. Il processo di separazione delle immagini si basa sulla definizione degli assi degli spray in quanto, tramite questi, si individua l'angolo del quale ruotare l'immagine in modo da ottenere ogni volta il getto da isolare in posizione verticale. Per tale scopo sono stati seguiti due diversi approcci, entrambi basati su alcune proprietà dell'immagine ricavabili tramite l'*Image Processing Toolbox* di Matlab. L'estrazione di queste proprietà presuppone che l'immagine venga binarizzata in modo tale che ogni pixel assuma valore pari a 0 o 1:

- *Area*: numero effettivo di pixel nella regione, la quale consiste nei pixel bianchi (cioè con valore pari a 1) adiacenti tra loro [21]
- *Centroid*: rappresenta baricentro della regione
- *Orientation*: rappresenta l'angolo compreso tra l'asse x e l'asse maggiore dell'ellisse avente la stessa inerzia rotazionale della regione

Il primo metodo consiste nel definire l'asse di ogni getto come la retta passante per il centro del polverizzatore (dato di input dell'algoritmo) ed il centroide della regione corrispondente al getto. Il secondo, così come descritto in [2], individua l'asse come la retta passante per il centroide di ogni regione, inclinata di un angolo pari a quello estratto tramite la proprietà *orientation*.

In generale, per ogni immagine, possono verificarsi tre diversi scenari, dipendenti dal risultato della binarizzazione dell'immagine ottenuta tramite la sogliatura. Per la gestione di questi, oltre all'utilizzo dei parametri appena descritti, è stato definito un vettore contenente i valori di default degli angoli degli assi degli spray. È stato calcolato tenendo conto di un angolo di offset del primo spray rispetto all'asse orizzontale, dovuto al montaggio dell'iniettore in camera, e considerando una spaziatura di 45° tra ognuno degli 8 spray che compongono la rosa.

Caso 1: immagine binarizzata con esattamente 8 regioni

Nel caso in cui l'immagine binarizzata contenga esattamente 8 regioni distinte, corrispondenti agli 8 getti, il vettore degli angoli di default verrà utilizzato per la sola correzione di eventuali angoli sperimentali con valori esterni ad un intervallo di tolleranza intorno al valore di default corrispondente. In Figura 14 è riportata un'immagine binarizzata in cui sono state individuate 8 regioni distinte

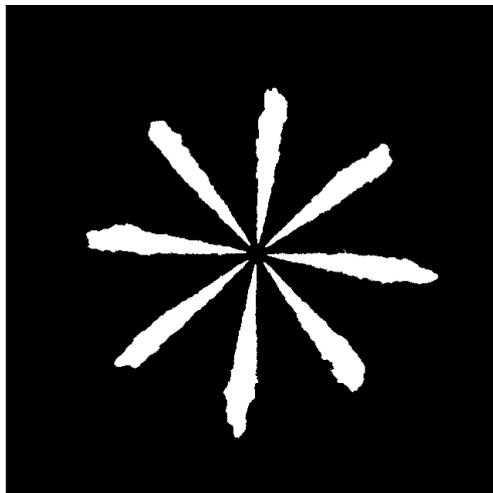


Figura 14: immagine binarizzata con 8 regioni distinte

Caso 2: immagine binarizzata con più di 8 regioni

Se l'immagine binarizzata contiene più di 8 regioni distinte, l'algoritmo impiegherà la proprietà *area* per ordinarle in ordine decrescente di estensione e procederà all'individuazione degli assi per le prime 8 (a seguito di una binarizzazione quantomeno accettabile ha senso ipotizzare che le regioni bianche con maggior estensione siano proprio quelle corrispondenti ai getti). Anche in questo caso il vettore degli angoli di default verrà impiegato per la correzione di valori esterni all'intervallo di tolleranza. In Figura 15 è riportata un'immagine binarizzata in cui sono state individuate più di 8 regioni distinte

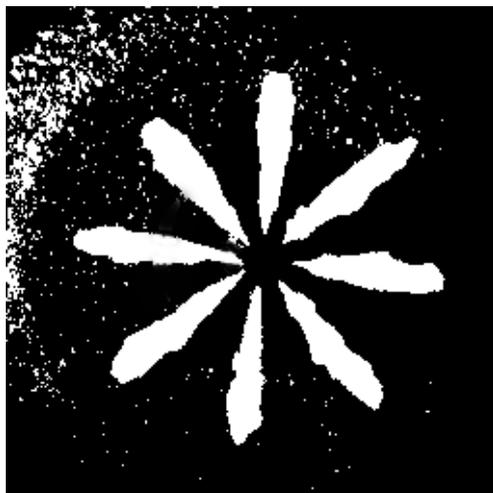


Figura 15: immagine binarizzata con più di 8 regioni distinte

Caso 3: immagine binarizzata con meno di 8 regioni

Per i casi in cui l'immagine binarizzata contenga meno di 8 regioni distinte, l'algoritmo non solo correggerà gli eventuali valori non validi, ma utilizzerà i valori di default per gli assi degli spray che il programma non rileva. Questa condizione può nascere nei casi di immagini acquisite in condizioni di illuminazione non ottimali, per le quali, i metodi di sogliatura globale descritti nei capitoli precedenti ed implementati per questo lavoro di tesi, realizzano una binarizzazione dell'intera immagine basata su un unico valore di soglia. Ciò si traduce nella possibilità che uno o più getti vengano classificati erroneamente come appartenenti allo sfondo. In Figura 16 è riportata un'immagine binarizzata in cui sono state individuate meno di 8 regioni distinte

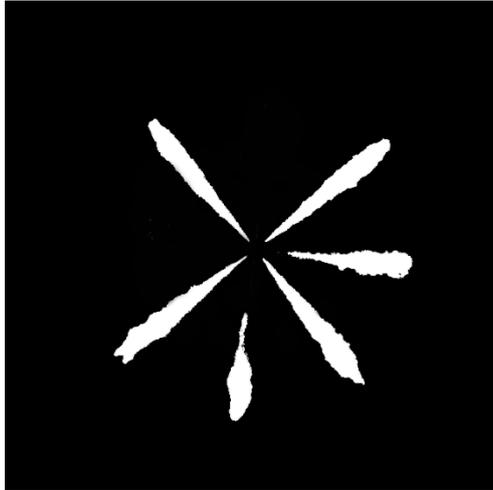


Figura 16: immagine binarizzata con meno di 8 regioni distinte

Durante le prime analisi preliminari si è osservato come il metodo basato sulla proprietà *orientation* fallisse nel rilevare gli assi degli spray per le immagini corrispondenti ai primi istanti di iniezione a causa dell'assenza di una direzione principale di sviluppo dei getti. Per le immagini relative a tali istanti l'algoritmo considera infatti un'ellisse la cui direzione dell'asse maggiore quasi sempre non corrisponde alla direzione di sviluppo del getto.

Questo porta l'algoritmo ad impiegare i valori di default per le immagini dei primi istanti di iniezione e quindi ad una perdita di informazioni sperimentali.

In definitiva si è scelto di proseguire le analisi impiegando il solo metodo delle rette passanti per il centro del pulverizzatore ed i centroidi dei getti. In Figura 17 è riportata un'immagine di una rosa di spray con gli assi ricavati nel modo appena descritto. La numerazione applicata ai getti in Figura 20 è quella che verrà utilizzata da qui in avanti.

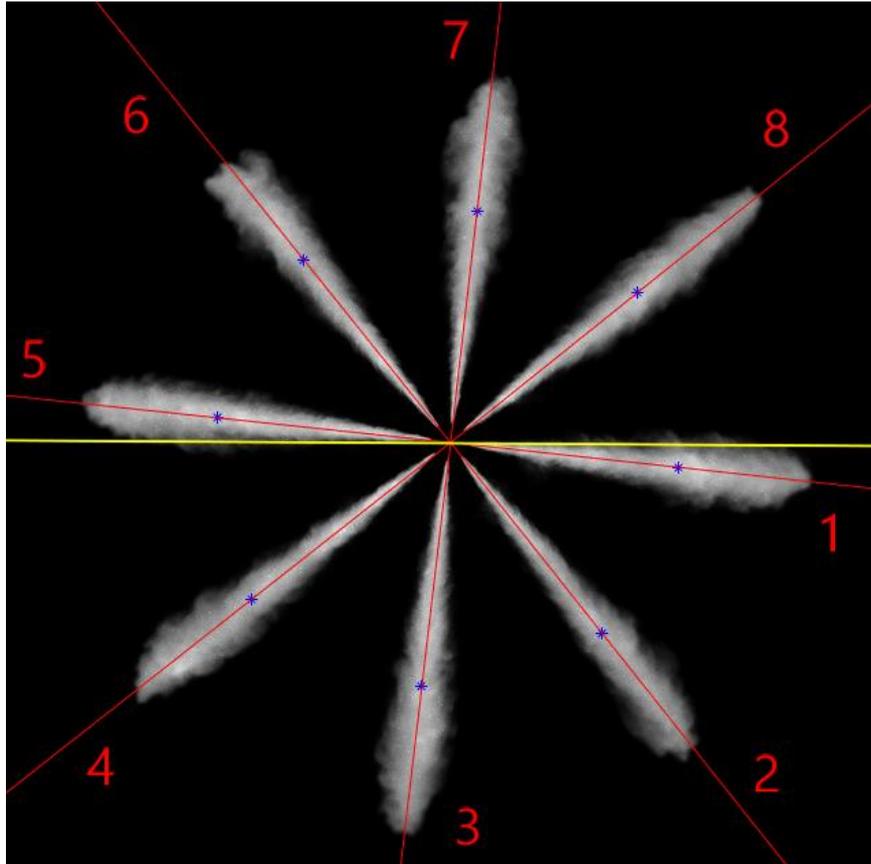


Figura 17: rosa di spray con assi dei getti e relativa numerazione. In giallo è raffigurata la linea di zero

4. Il passo successivo prevede che l'algoritmo ruoti l'immagine in modo da poter isolare i singoli getti in posizione verticale. È stata quindi implementata una funzione per ruotare l'immagine attorno al centro del polverizzatore (non coincidente con il centro dell'immagine) 8 volte, ognuna di un angolo pari all'inclinazione dell'asse di un getto. Successivamente l'immagine viene tagliata in una più piccola (si passa da 640×640 pixel a 324×121 pixel) alla quale viene poi applicata una maschera triangolare in modo da isolare completamente il getto desiderato. Così facendo si riduce la dimensione dell'immagine al minimo ed al contempo diminuisce il numero di pixel neri che sarebbero presenti nell'immagine se fosse delle dimensioni originali, in modo da cercare di mantenere il rapporto tra il numero di pixel bianchi e neri che si aveva nell'immagine originale.

Infine, l'algoritmo applica una maschera triangolare nera in modo da eliminare dall'immagine i getti adiacenti a quello considerato, che altrimenti sarebbero visibili nella zona in prossimità del polverizzatore.

In Figura 18 è riportata un'immagine di una rosa di spray e le immagini dei singoli getti fornite dall'algoritmo.

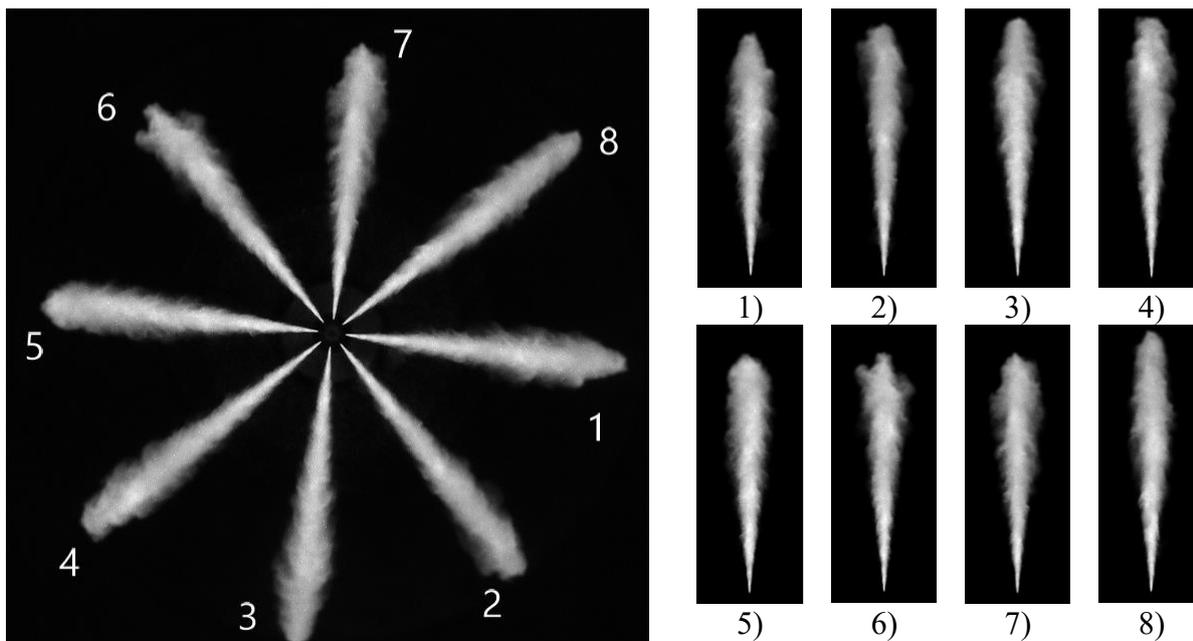


Figura 18: immagine di partenza e spray separati.

5. A questo punto si procede con il salvataggio delle immagini dei singoli getti in apposite cartelle separate, rinominandole in modo da ottenere, per ogni getto, le venti ripetizioni di ogni istante di tempo raggruppate insieme, nell'ordine in cui sono state effettuate. Facendo riferimento ai test effettuati (descritti nel capitolo 3.1), in Figura 19 è riportata una schematizzazione di come l'algoritmo gestisca le immagini che estrae dal set relativo ad uno specifico pattern di illuminazione

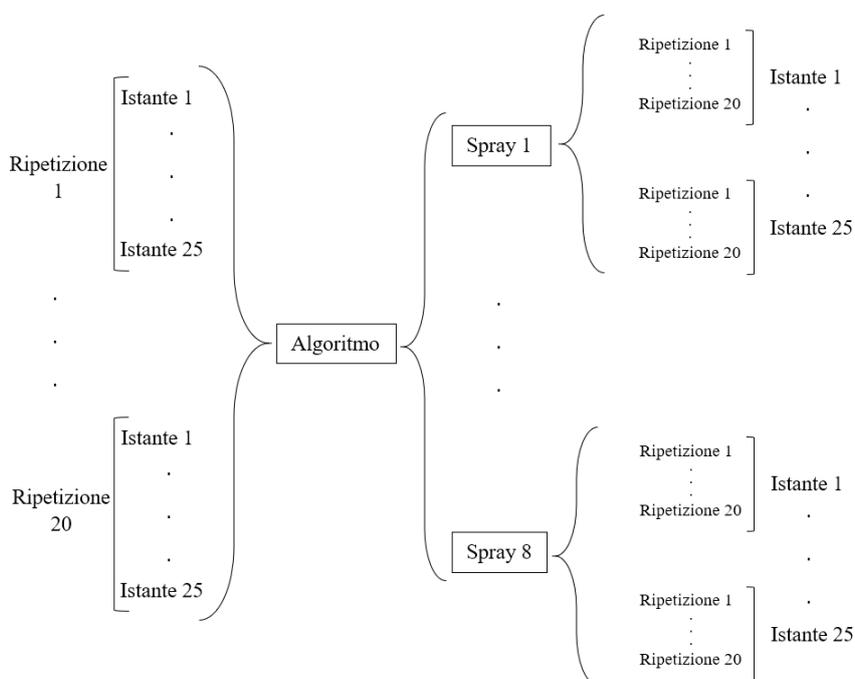


Figura 19: schema dell'organizzazione delle immagini da parte dell'algoritmo

2. Setup sperimentale

2.1. Introduzione

Per l'acquisizione delle immagini di spray analizzate in questa tesi è stato utilizzato il banco prova per iniettori descritto in [18], installato presso i laboratori del Politecnico di Torino.

Tale banco è stato ottimizzato per la cinematografia ad alta velocità ma prevede anche la possibilità di utilizzo con fotografia ad alta velocità. L'apparato è composto dalla camera di iniezione, riempita di gas inerte (SF_6) così da replicare le condizioni di densità in camera di combustione caratteristiche del funzionamento del motore, da un sistema di alimentazione del combustibile, da un sistema di ricircolo atto a separare l'olio iniettato dal gas di pressurizzazione e dal sistema di illuminazione realizzato su misura per il banco stesso.

2.2. Camera di prova

La camera di iniezione è stata realizzata avente le dimensioni adeguate a non limitare in alcun modo l'evoluzione del getto al suo interno.

Il diametro interno è pari a 490 mm , lo spessore è di 10 mm , ed è stata progettata per una pressurizzazione fino a 1 MPa . Sulla superficie cilindrica di questa sono stati realizzati 4 accessi ottici, disposti a 90° ed aventi un diametro utile di 100 mm in modo da poter sia realizzare condizioni di illuminazione esterne, che effettuare analisi ottiche laterali. Le riprese avvengono attraverso un accesso ottico, posizionato frontalmente rispetto all'iniettore a circa 350 mm dal piano focale medio dell'immagine e avente anch'esso un diametro utile di 100 mm . In Figura 20 è riportato il modello 3D della camera di iniezione.

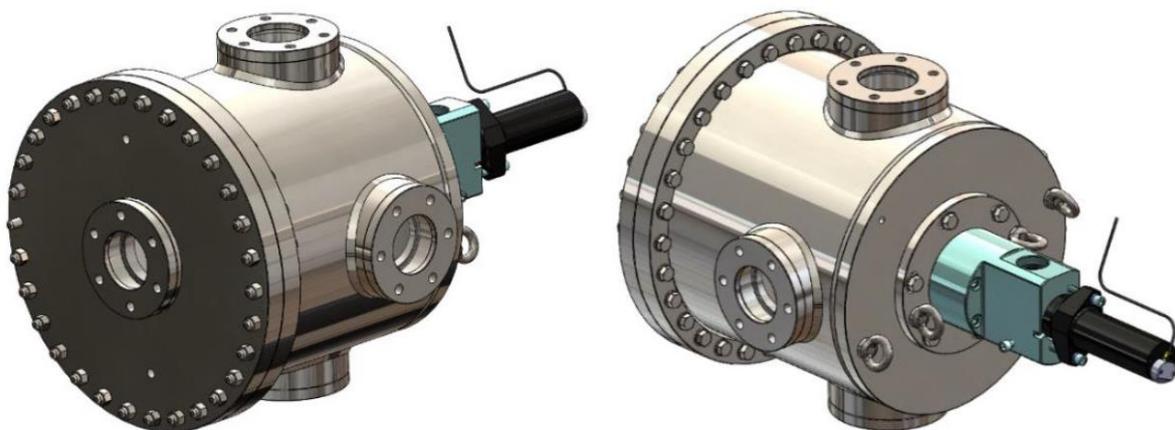


Figura 20: modello 3D della camera di prova

Al fine di eliminare le riflessioni sulla parete situata alle spalle dell'iniettore, essa è stata ricoperta con una vernice nera opaca con polvere di quarzo in modo da ottenere una superficie ruvida che produca uno scatter della radiazione incidente.

Gli accessi ottici sono realizzati in vetro borosilicato (BK7) di spessore pari a 35 mm, aventi proprietà ottiche adatte all'utilizzo di illuminazione LED [18].

2.3. Sistema di alimentazione del combustibile

Per il raggiungimento del livello di pressioni di sistemi d'iniezione common-rail (150 – 200 MPa), viene impiegato un moltiplicatore di pressione aria/olio a doppia azione *Maximator M189D*, riportato in Figura 21 (a). Esso realizza un rapporto di compressione di 1:220 ed è alimentabile ad aria compressa fino ad 1 MPa, potendo ottenere, quindi, una pressione dell'olio in uscita fino a 220 MPa.

Alla pressione massima, la pompa eroga una portata di circa 0.1 l/min ed il controllo della pressione di alimentazione avviene tramite una valvola proporzionale (b) situata sull'alimentazione dell'aria.

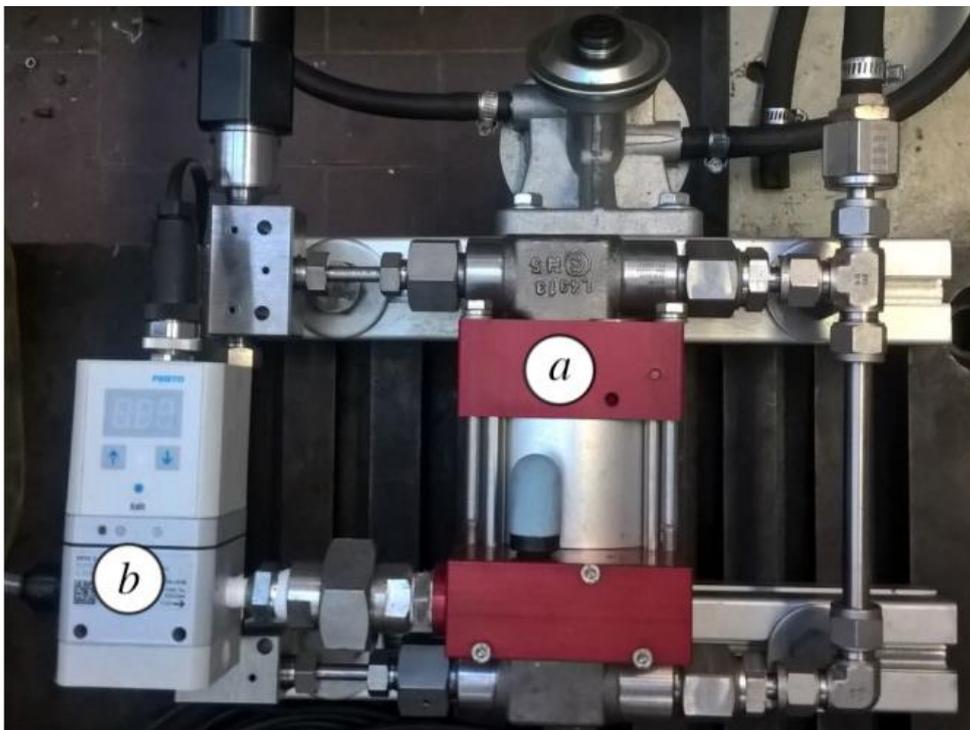


Figura 21: sistema di alimentazione del combustibile. a) moltiplicatore di pressione, b) valvola proporzionale

2.4. Sistema di illuminazione

Dal momento che l'obiettivo dell'attività è quello di evidenziare l'effetto dei diversi pattern di illuminazione nella valutazione dei parametri macroscopici dello spray, sono stati utilizzati due diversi sistemi:

- Sistema di illuminazione prototipale [18] costituito da otto LED installati all'interno della camera di iniezione
- Sistema di illuminazione esterno commerciale costituito da uno o due illuminatori esterni

Il sistema prototipale presenta 8 LED aventi potenza pari a 50 W ciascuno con una temperatura di colore pari a 5000 K. Quest'ultima grandezza è associata alla tonalità della luce e, il valore scelto per i LED utilizzati, corrisponde ad una tonalità molto vicina al bianco puro (~5500 K). I LED, osservabili in Figura 22 (modello 3D) e Figura 23, sono stati disposti ad anello ed il loro controllo avviene in modo continuo tramite un circuito di alimentazione realizzato ad hoc. Come riportato in [18], la scelta del tipo di controllo è stata dettata dall'impossibilità di realizzarne uno tramite PWM (*Pulse-Width Modulation*) dal momento che la videocamera rileverebbe la variazione di intensità di illuminazione generata da questo.

Tramite il circuito è possibile controllare singolarmente ognuno degli 8 LED, consentendo la realizzazione di diversi pattern di illuminazione per il test dei diversi algoritmi di analisi di immagini.

Il sistema commerciale, impiegato per la realizzazione dei pattern di illuminazione laterale esterna, è costituito illuminatori *GS Vitec MultiLED QT* da 150 W. A seconda del pattern che si intende realizzare, sono stati utilizzati uno o due di essi, posizionati in prossimità degli accessi ottici laterali della camera di prova.

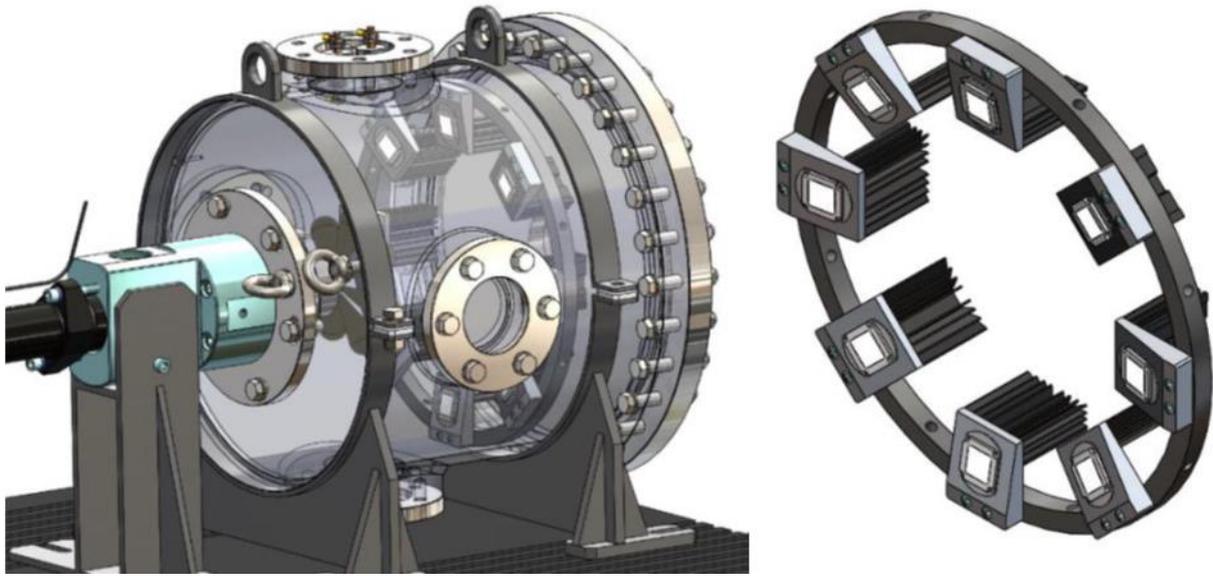


Figura 22: modello 3D del sistema di illuminazione



Figura 23: sistema di illuminazione ad anello LED

La gestione dei singoli LED avviene tramite un pannello appositamente realizzato (Figura 24), sul quale sono presenti 8 LED RGB, la cui colorazione è proporzionale all'intensità dei corrispondenti LED interni alla camera, così da avere un riscontro visivo rispetto al pattern di illuminazione realizzato internamente. Tramite lo schermo LCD presente sul pannello è possibile scegliere tra tre diverse modalità operative del sistema di illuminazione: *illuminazione continua*, *trigger & time*, *trigger esterno*. In modalità *illuminazione continua* è possibile comandare l'accensione o lo spegnimento manuale dei LED interni. La modalità *trigger & time* consente di attivare l'illuminazione sul fronte di salita di un segnale digitale TTL (transistor-transistor logic) fornito esternamente e di mantenerla per un tempo impostato dall'operatore sul pannello. La modalità *trigger esterno*, in ultimo, imposta sia l'accensione che lo spegnimento rispettivamente sui fronti di salita e discesa di un segnale digitale TTL fornito esternamente. Tramite quest'ultimo, con l'impiego di un generatore d'onda, è possibile sincronizzare l'illuminazione con l'evento di iniezione e con l'acquisizione delle immagini.

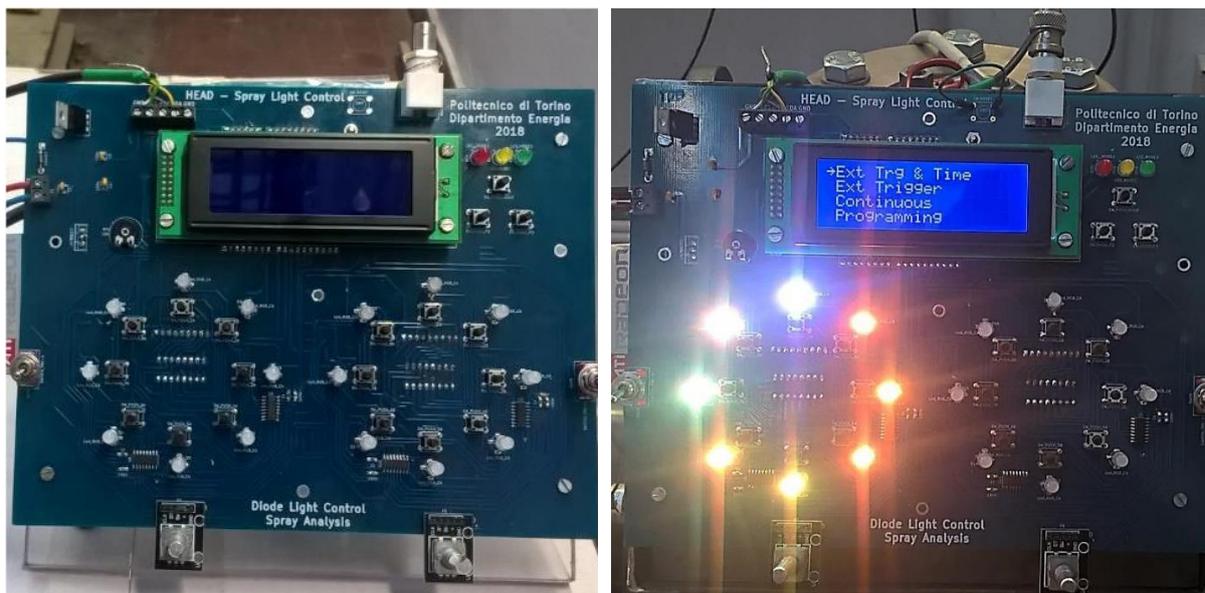


Figura 24: pannello di controllo per l'illuminazione interna

2.5. Sistema di ricircolo e stoccaggio del gas

Un aspetto critico delle analisi ottiche di spray risiede nella variazione delle condizioni presenti in camera tra acquisizioni successive. Infatti, al termine di un evento di iniezione, in camera rimarrà una nebbia di olio che altera le condizioni di illuminazione per l'acquisizione dell'evento successivo. Anche in questo caso è possibile intervenire tramite elaborazione delle immagini ma è comunque opportuno prevedere un ciclo di lavaggio della camera tra due eventi successivi. Inoltre, dal momento che l'esafluoruro di zolfo (SF_6) impiegato come gas inerte è

tra i più “potenti” gas serra (ha infatti un potenziale di riscaldamento di circa 22 volte superiore all’anidride carbonica), è necessario prevederne il recupero e stoccaggio al termine della prova. In Figura 25 è riportato lo schema dell’impianto di ricircolo utilizzato nel banco prova.

Esso è dotato di elettrovalvole (a) in modo da realizzare la configurazione adatta alla fase di lavoro che si vuole ottenere (ad esempio creazione di vuoto, riempimento della camera, apertura per manutenzione o lavaggio). Il flusso di gas all’interno dell’impianto è realizzato tramite compressore rotativo a palette (b) collegato ad un motore elettrico con inverter per controllarne la velocità. La separazione delle goccioline di olio dal gas inerte avviene mediante un gruppo di filtraggio a tre stadi (c) per massimizzarne l’efficienza. È stato previsto un serbatoio di accumulo per il gas di pressurizzazione (d) al fine limitarne la dispersione in ambiente durante le operazioni di manutenzione che prevedano l’apertura della camera. È presente inoltre una pompa per la generazione di vuoto (e) con lo scopo di eliminare l’aria presente all’interno dell’impianto prima della pressurizzazione con SF_6 .

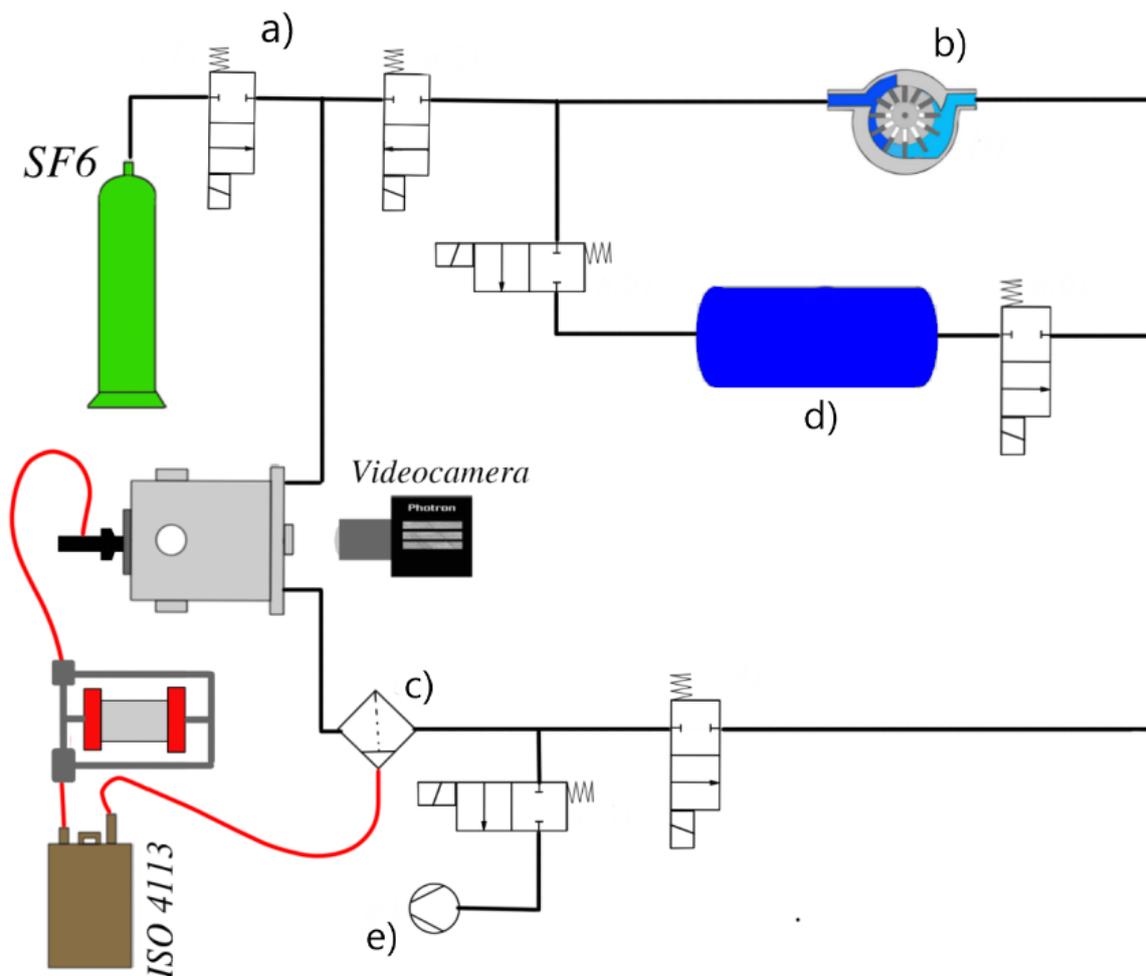


Figura 25: schema del sistema di ricircolo e stoccaggio del gas

2.6. Videocamera ed ottiche

La videocamera utilizzata nel banco prova è una *Photron FASTCAM Mini AX200*. La scelta dei requisiti minimi della videocamera avviene dopo aver stabilito la dimensione massima dell'area soggetta ad analisi [18].

Nel caso di acquisizioni di immagini di eventi di breve durata come un'iniezione sarà necessario avere un'elevata frequenza di acquisizione e da questa dipenderà il numero di pixel dell'immagine acquisita, data l'elevata quantità di dati da dover gestire. La risoluzione dell'immagine, ovvero il più piccolo dettaglio osservabile in modo accettabile, dipenderà strettamente dall'intero setup ottico impiegato, perciò dall'insieme di videocamera, ottiche fotografiche e distanza dal piano focale.

Un fenomeno da non trascurare, quando si vuole immortalare degli eventi estremamente rapidi come un'iniezione, è l'effetto di sfocatura. Esso viene minimizzato riducendo al minimo il tempo di esposizione in modo da "congelare" lo spray cercando, idealmente, di fare in modo che la sfocatura sia contenuta entro il più piccolo dettaglio visibile, ovvero entro il pixel (in questo modo la si annullerebbe totalmente).

Per quanto riguarda le ottiche, sono state impiegate delle *ZEISS Interlock 1.4/35* (lunghezza focale 35mm)

2.7. Immagini banco

Le Figure 26-27-28 riportano delle immagini del banco prova descritto in questo capitolo

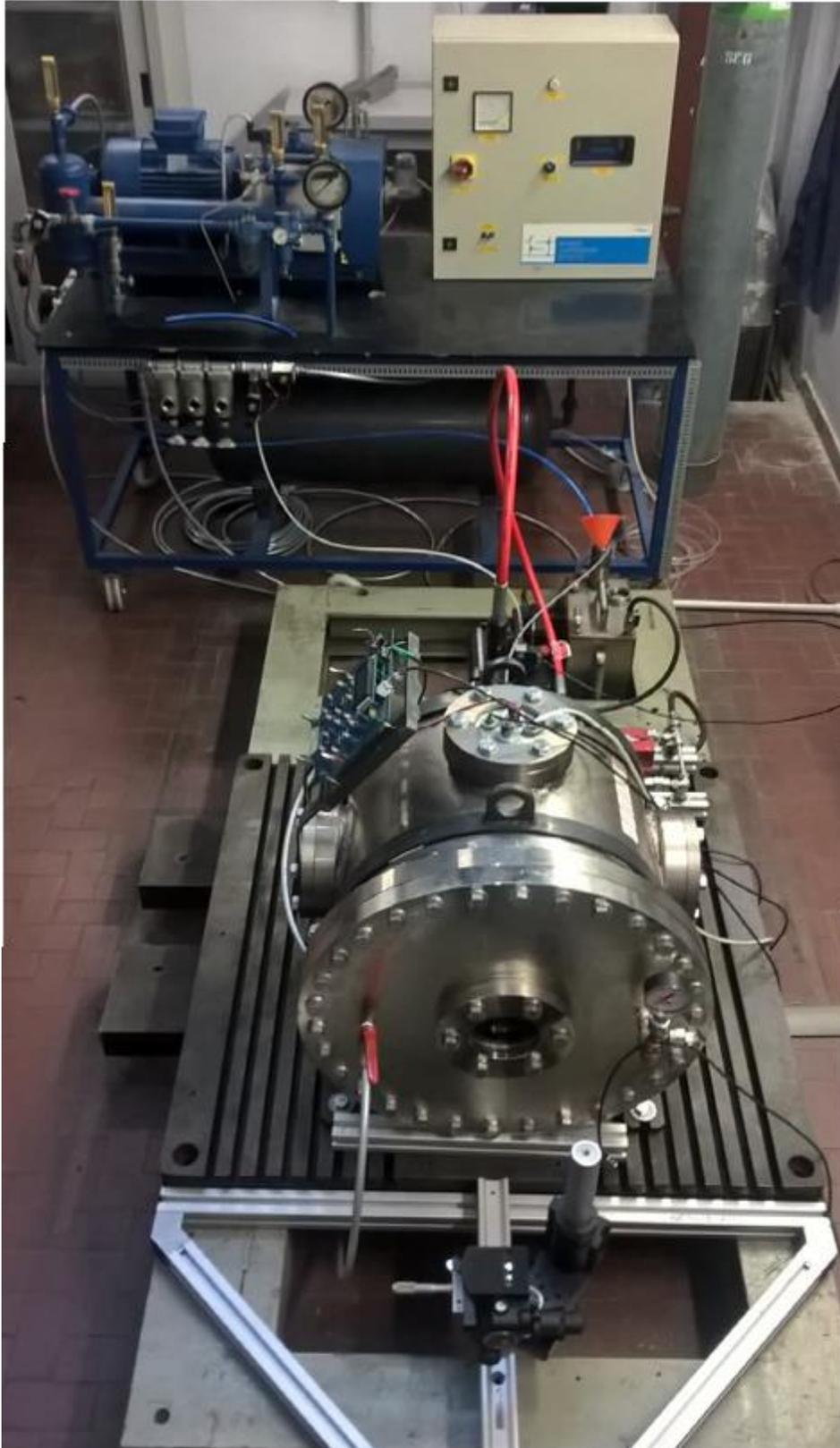


Figura 26: banco ottico



Figura 27: camera di iniezione



Figura 28: sistema di ricircolo e stoccaggio del gas

3. Attività sperimentale

In questo capitolo verrà descritta l'attività sperimentale effettuata per questo lavoro di tesi. Essa si compone di una parte di utilizzo del banco prova in laboratorio per l'acquisizione di immagini di spray con differenti pattern di illuminazione e di una parte di sviluppo dell'algoritmo di taglio delle immagini che separa l'immagine della rosa di spray in N immagini contenenti i singoli getti (con N pari al numero di fori del polverizzatore).

3.1. Impiego del banco prova

Per questo lavoro di tesi sono state acquisite le immagini dell'evento di iniezione con diversi pattern di illuminazione, sia interna che esterna. Affinché i risultati fossero statisticamente validi, sono state effettuate, per ogni condizione di illuminazione, 20 iniezioni in sequenza con lavaggio della camera al termine di queste. I parametri di prova (temperatura in camera, pressione dell'aria di alimentazione, pressione di iniezione, pressione in camera di prova ed energizing time dell'iniettore) e di acquisizione (FPS, risoluzione dell'immagine, tempo di esposizione), sono stati mantenuti costanti per tutte le acquisizioni e sono riportati rispettivamente in Tabella 1 e Tabella 2.

T	$20^{\circ}C$
p_{inj}	$1540\ bar$
$p_{camera} (SF_6)$	$5\ bar$
ρ_{camera}	$\sim 30\ kg/m^3$
ET	$1000\ \mu s$

Tabella 1: parametri di iniezione impiegati nello studio

FPS	14400
$Risoluzione$	$640 \times 640\ pixel$
$Risoluzione\ immagine$	$4,3\ pixel/mm$
$Tempo\ di\ esposizione$	$2,5\ \mu s$

Tabella 2: parametri di acquisizione impiegati nello studio

3.1.1. Pattern di illuminazione

Sono stati realizzati 8 pattern di illuminazione interni di cui 4 con illuminazione uniforme ed intensità dei LED diverse e 4 con illuminazione non uniforme e sbilanciata verso un lato della camera, così da poter simulare delle condizioni di lavoro del banco non ottimali (in caso di malfunzionamento dei LED). Tali condizioni di test sono state nominate con lettere da A a H. Al fine di riprodurre le condizioni di illuminazione più frequenti in letteratura e confrontare i risultati con quelli ottenuti nei casi di illuminazione interna, sono stati realizzati 3 pattern di illuminazione esterna per i quali sono stati impiegati illuminatori a LED da 150 W, con intensità massima compatibile con il tempo di esposizione. In Tabella 3 sono stati elencati e descritti i suddetti pattern mentre, in Figura 29 sono state riportate le immagini del polverizzatore nelle diverse condizioni, elaborate aumentandone il contrasto per rendere le differenti condizioni di illuminazione maggiormente distinguibili. Al fine di descrivere al meglio le diverse condizioni di prova, sono stati realizzati degli schemi grafici (Figura 30), rappresentativi dei diversi pattern di illuminazione.

Test A	Illuminazione interna uniforme con intensità 100%
Test B	Illuminazione interna uniforme con intensità 75%
Test C	Illuminazione interna uniforme con intensità 50%
Test D	Illuminazione interna uniforme con intensità 25%
Test E	Illuminazione interna non uniforme 50% - 100%
Test F	Illuminazione interna non uniforme 25% - 100%
Test G	Illuminazione interna non uniforme 0 - 100%
Test H	Illuminazione interna non uniforme con profilo di intensità crescente-decrescente
Test I	Illuminatori esterni da entrambi i lati
Test J	Illuminatore esterno da un solo lato
Test K	Illuminatore esterno da un lato e specchio dall'altro

Tabella 3: descrizione dei pattern di illuminazione realizzati

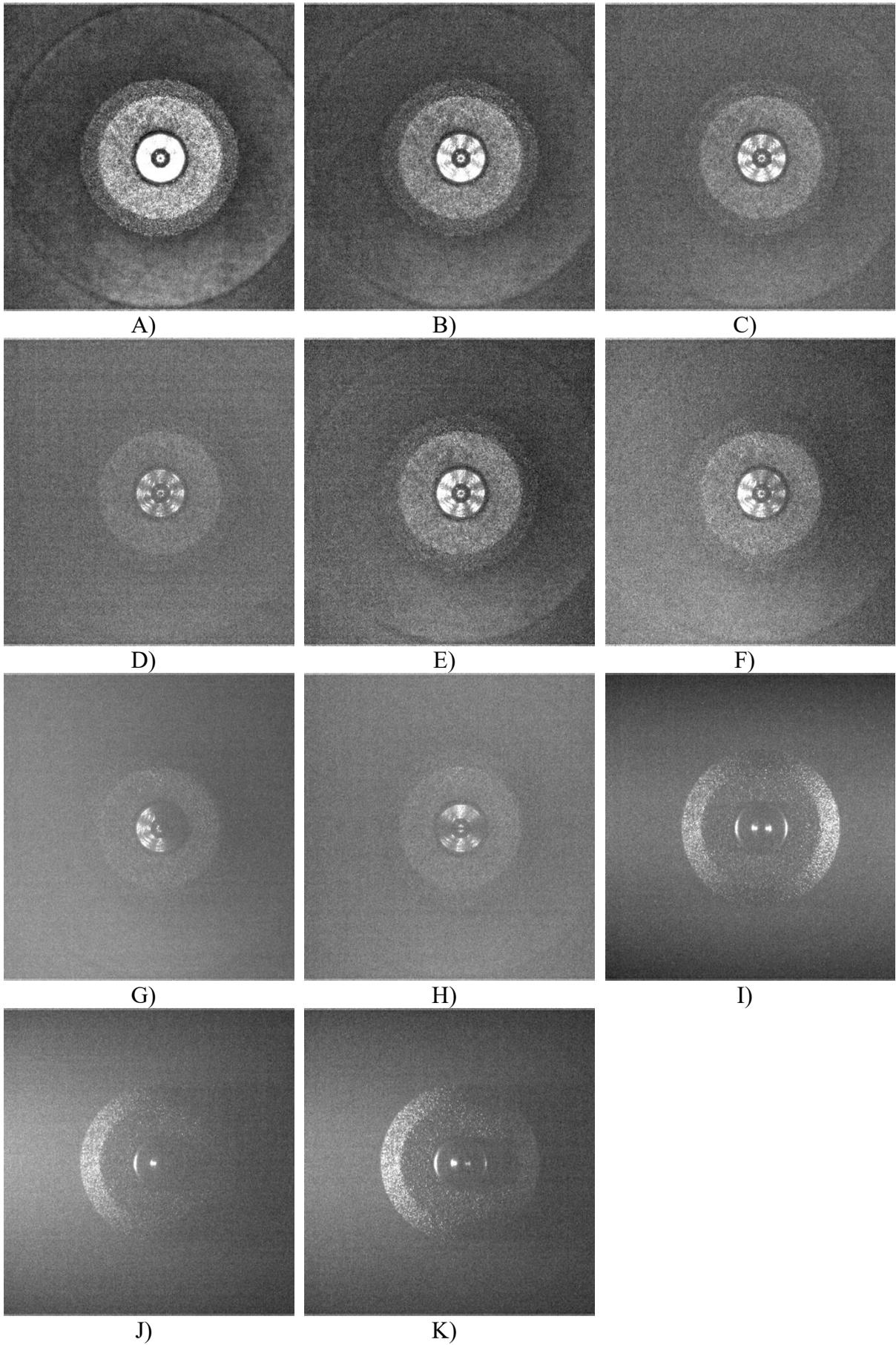
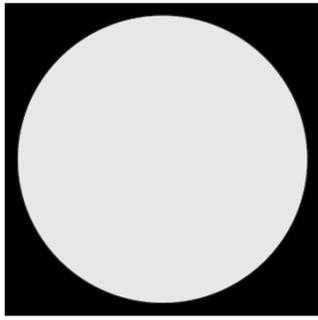
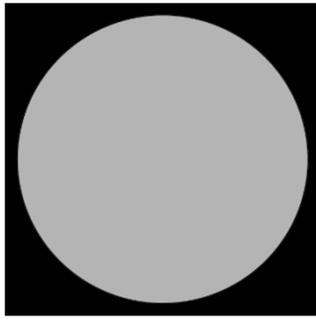


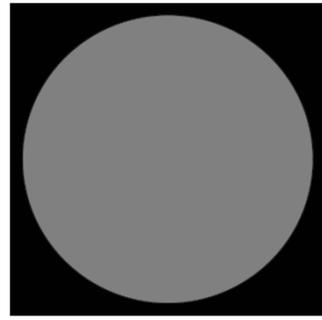
Figura 29: immagini dei pattern realizzati



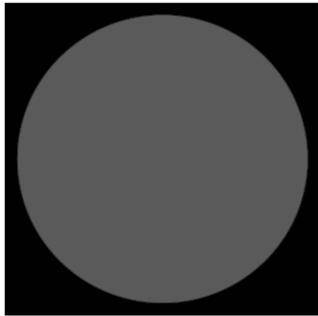
A)



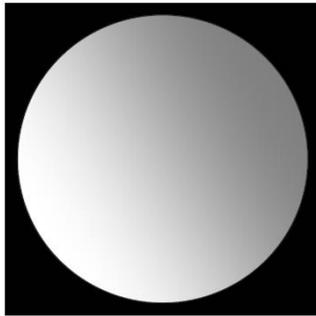
B)



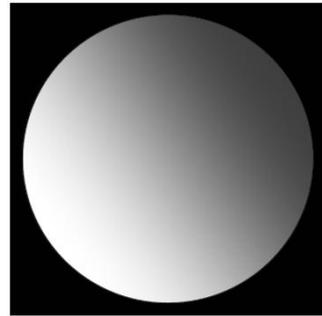
C)



D)



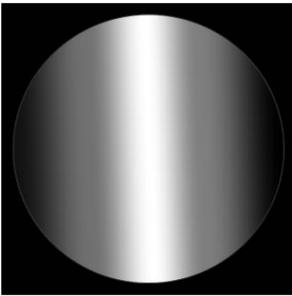
E)



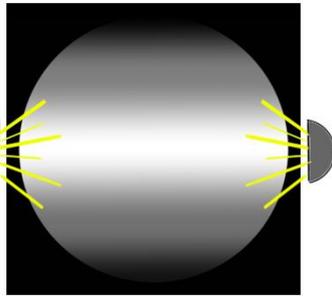
F)



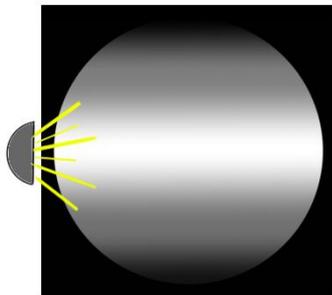
G)



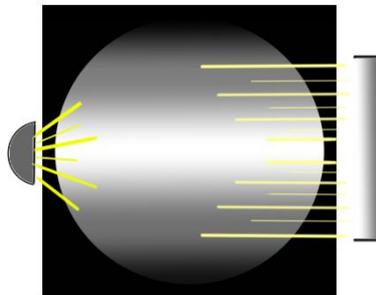
H)



I)



J)



K)

Figura 30: schematizzazioni dei pattern di illuminazione

4. Risultati e discussione

L'analisi delle immagini dei singoli getti e la conseguente estrazione dei parametri macroscopici è stata effettuata mediante un algoritmo appositamente realizzato che riceve in input le immagini dei singoli getti, le binarizza e calcola i parametri macroscopici dello spray. Data la non univocità delle definizioni di angolo di diffusione presenti in letteratura, si è scelto di condurre le analisi considerando due diverse definizioni di tale angolo:

- Angolo di diffusione inteso come l'angolo compreso tra le rette uscenti dal foro del polverizzatore e che escluda l'1% dei pixel associati allo spray da entrambi i lati
- Angolo di diffusione secondo la definizione di Naber e Siebers [23], riportata in Eq. 29

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{A_{p,S/2}}{(S/2)^2} \right) \quad (29)$$

dove $A_{p,S/2}$ è l'area proiettata del getto fino a metà della penetrazione e S è la penetrazione del getto.

Riguardo la penetrazione, essa viene calcolata come la distanza dal foro di iniezione di una retta ortogonale all'asse del getto che includa al di sotto di essa il 99% dei pixel associati allo spray. L'analisi è stata effettuata considerando i 4 metodi di sogliatura descritti nel capitolo 1, in modo da valutarne le prestazioni nelle diverse condizioni realizzate al banco prova.

I valori di angolo di diffusione θ e penetrazione del getto S , sono stati corretti tenendo conto che il polverizzatore presenta fori con assi inclinati di 60° rispetto all'asse del polverizzatore. Le formule di correzione sono riportate in Eq. 30 e 31

$$S = \frac{S'}{\sin(\alpha)} \quad (30)$$

$$\theta = 2 \arcsin \left[\sin \left(\frac{\theta'}{2} \right) \cdot \sin(\alpha) \right] \quad (31)$$

dove S' e θ' sono rispettivamente la penetrazione e l'angolo di diffusione ricavati dall'analisi dell'immagine del getto, mentre α è l'angolo compreso tra l'asse del foro e l'asse del polverizzatore. In Figura 31 è riportata una schematizzazione del polverizzatore in cui è stato evidenziato l'angolo α

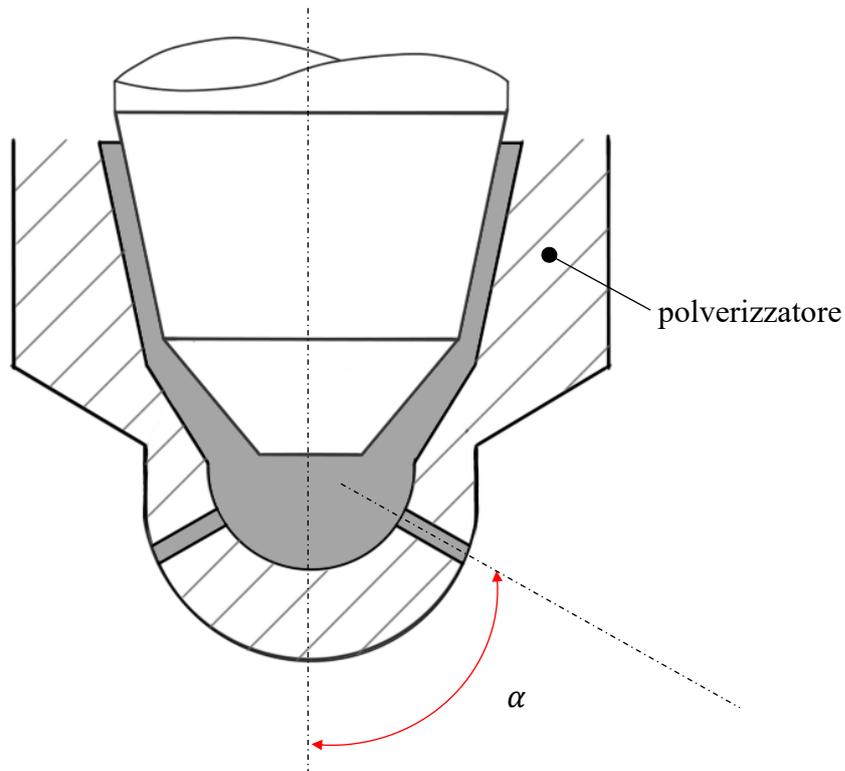


Figura 31: schematizzazione di polverizzatore e spray per la definizione dell'angolo α

Nelle figure che seguono, le definizioni di angolo di diffusione considerate saranno denominate %PIXEL (definizione che esclude l'1% dei pixel da entrambi i lati del getto) e TRIAN (definizione di Naber e Siebers).

4.1. Angolo di diffusione

Angolo di diffusione (definizione %PIXEL), sogliatura con algoritmo KLD

Le Figure 32-42 riportano gli andamenti dell'angolo di diffusione degli 8 getti di una stessa rosa calcolati per le varie condizioni di test (Tabella 2), con la definizione di angolo di diffusione che esclude l'1% dei pixel bianchi da ogni lato dello spray. L'algoritmo di sogliatura impiegato è il KLD.

Si osserva come, nei casi di illuminazione interna omogenea (Test A-B-C-D), riportati nelle Figure 32-35, la dispersione dei valori di angolo di diffusione tra getto e getto (che d'ora in poi verrà chiamata dispersione getto-getto) sia intorno ad 1° , ad eccezione dei primi due istanti, manifestando un andamento tendente ad un valore asintotico intorno a 13° .

Riguardo ai test con illuminazione interna non omogenea (Test E-F-G-H), riportati nelle Figure 36-39, tale condizione influisce principalmente sulla dispersione getto-getto per i primi istanti di iniezione. Si nota infatti come la zona caratterizzata da un aumento di questa, che nei test ad illuminazione interna omogenea si registrava per i primissimi istanti di iniezione, risulta essere estesa ad un intervallo più ampio (fino a circa $1000 \mu s$). A parte tale differenza essi mostrano andamenti dell'angolo di diffusione del tutto analoghi rispetto ai primi casi analizzati, con il raggiungimento di un valore asintotico anch'esso intorno a 13° ed una dispersione getto-getto dell'ordine di 1° .

Dall'osservazione dei risultati riguardanti i test con illuminazione esterna (Test I-J-K), riportati nelle Figure 40-42, è evidente come essi mostrino una dispersione getto-getto maggiore, intorno a 5° . Rimane invariata la tendenza al raggiungimento di un valore asintotico.

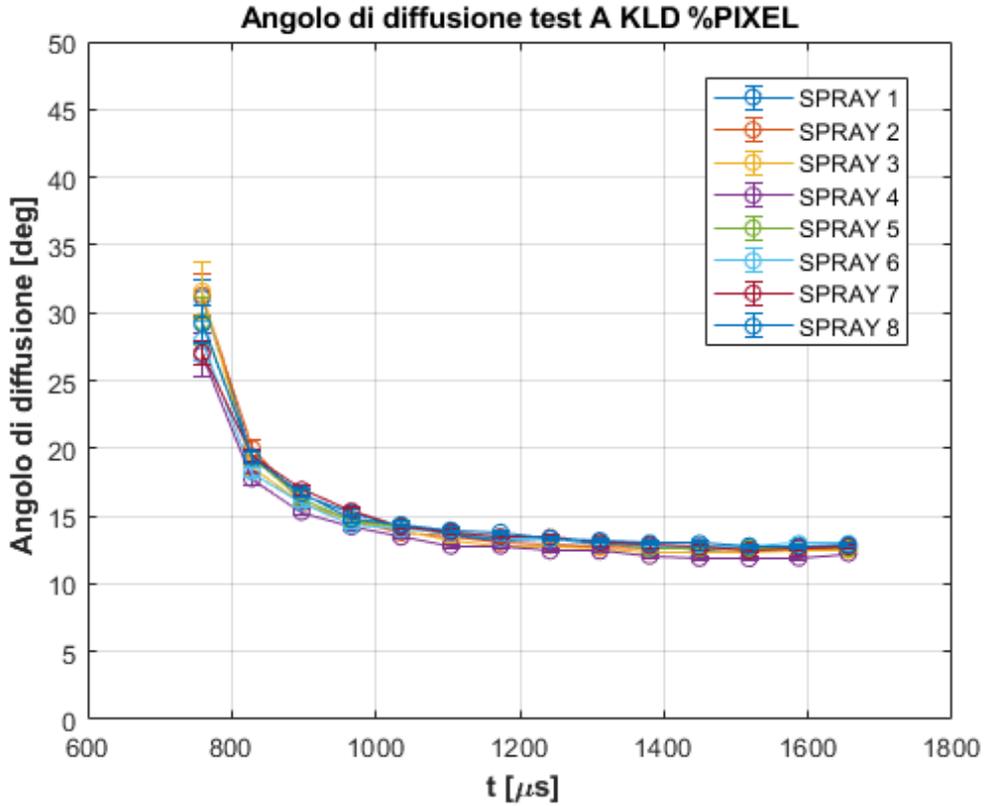


Figura 32: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test A

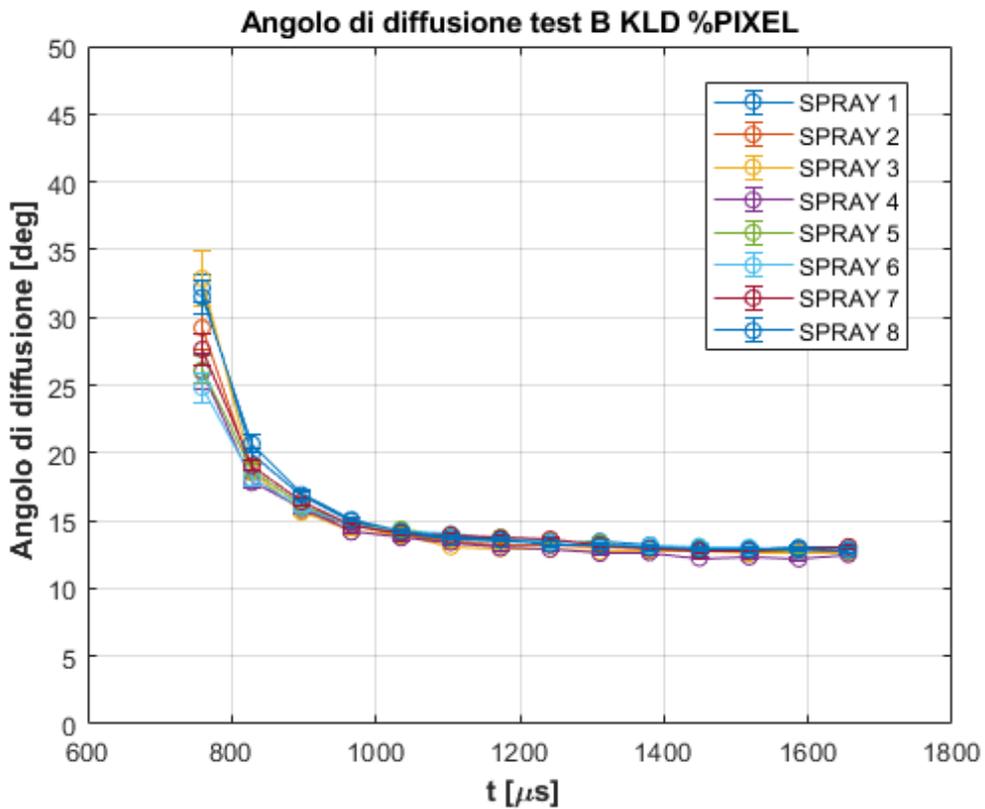


Figura 33: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test B

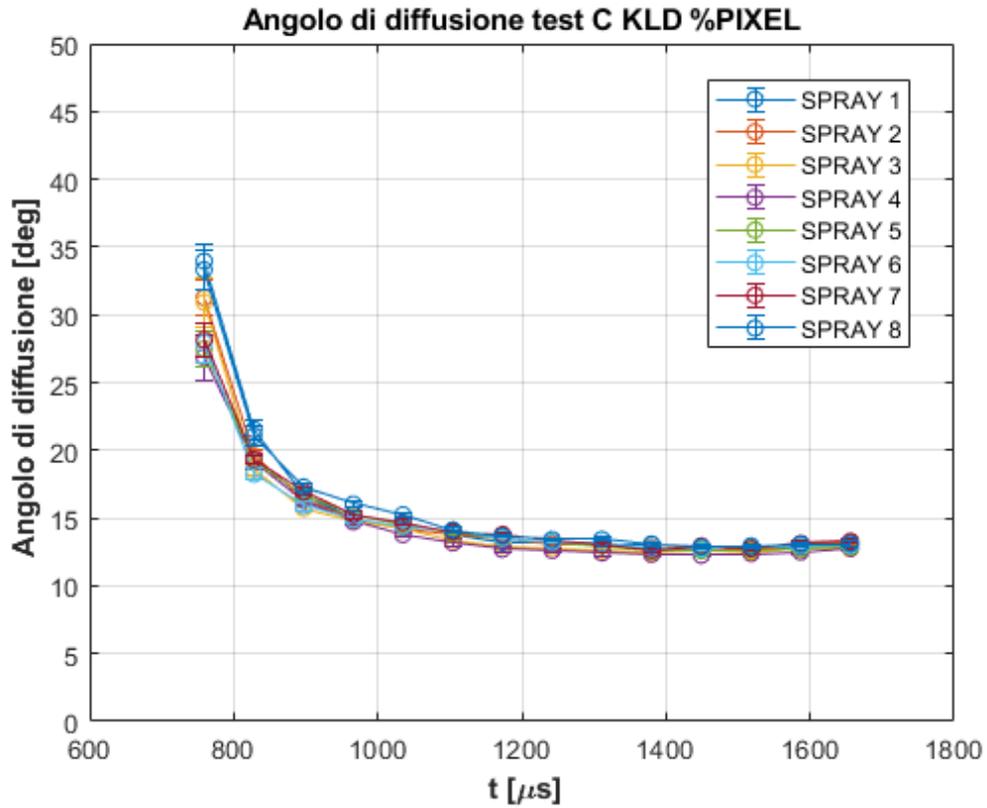


Figura 34: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test C

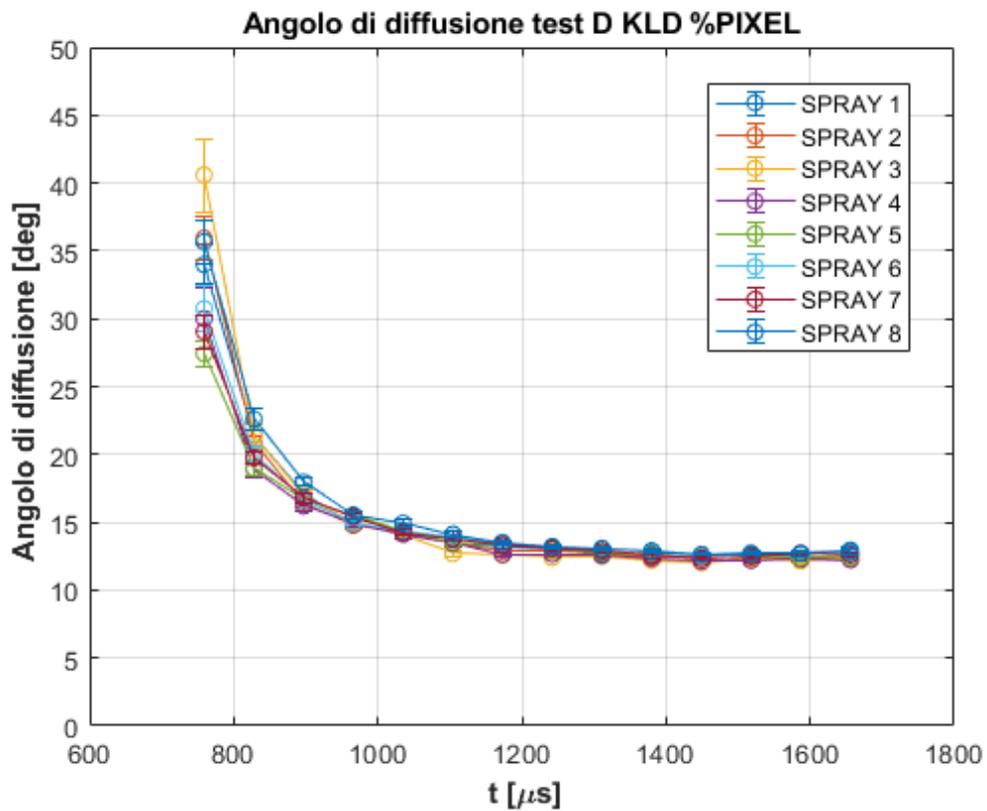


Figura 35: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test D

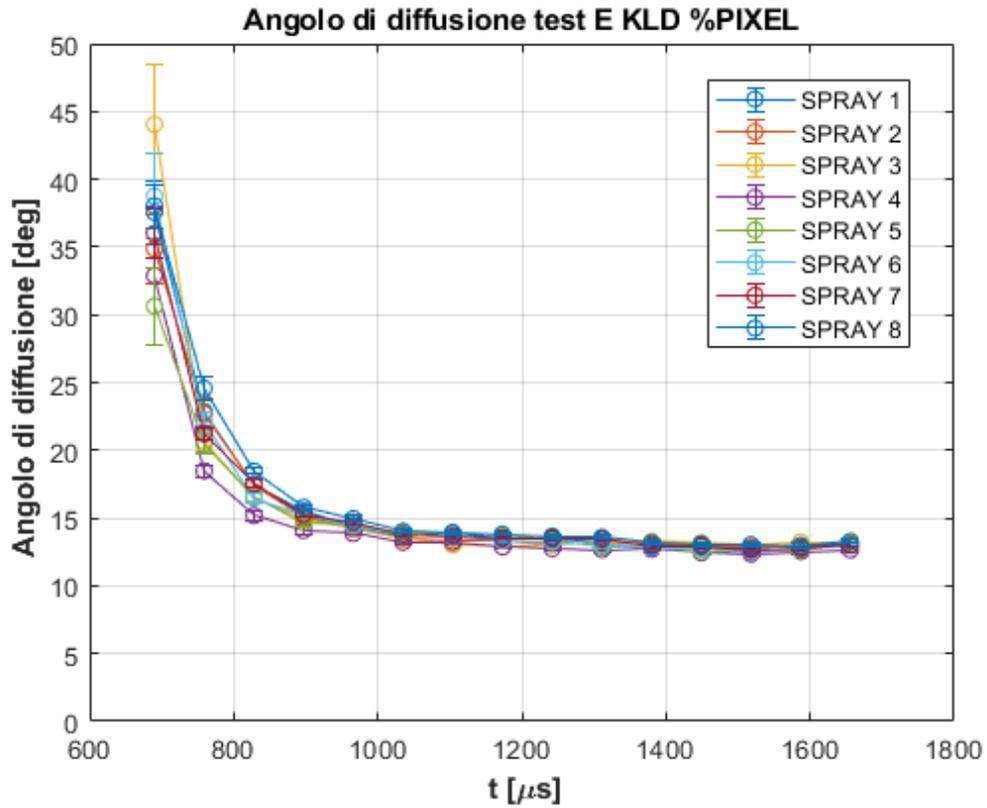


Figura 36: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test E

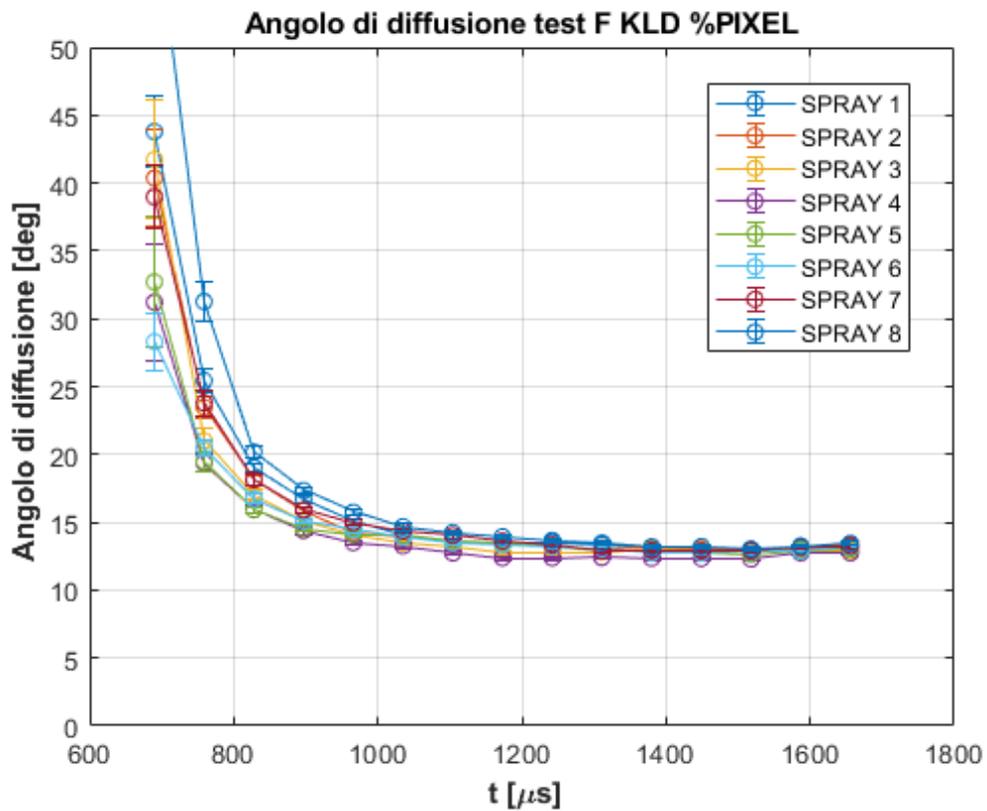


Figura 37: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test F

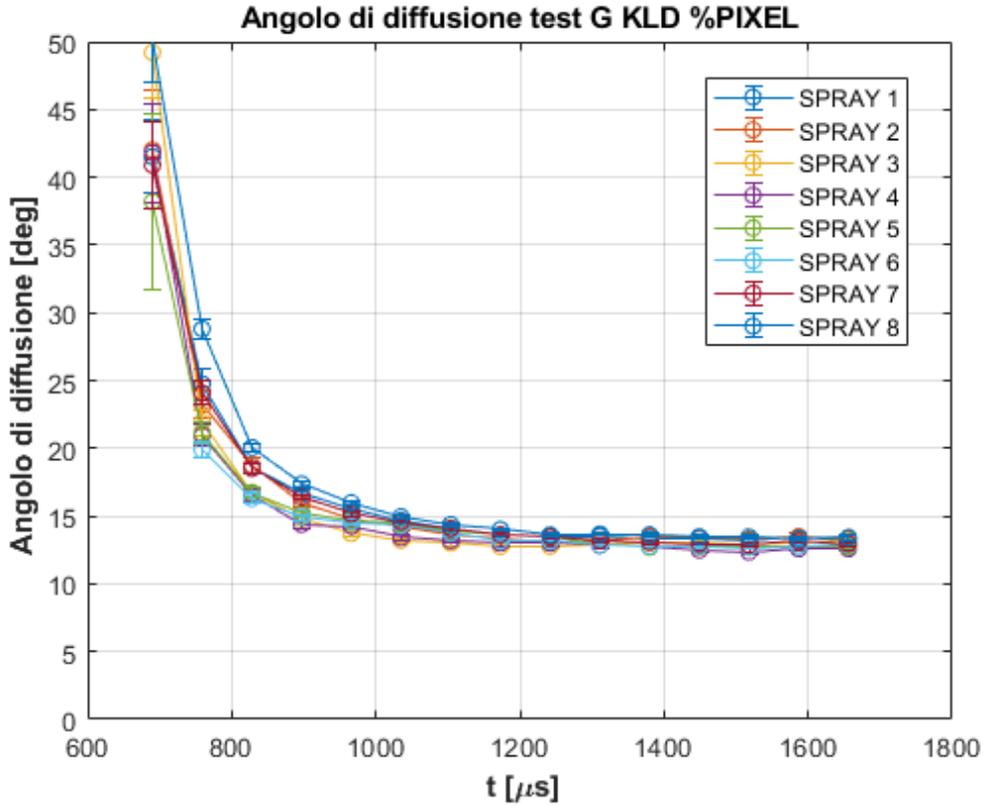


Figura 38: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test G

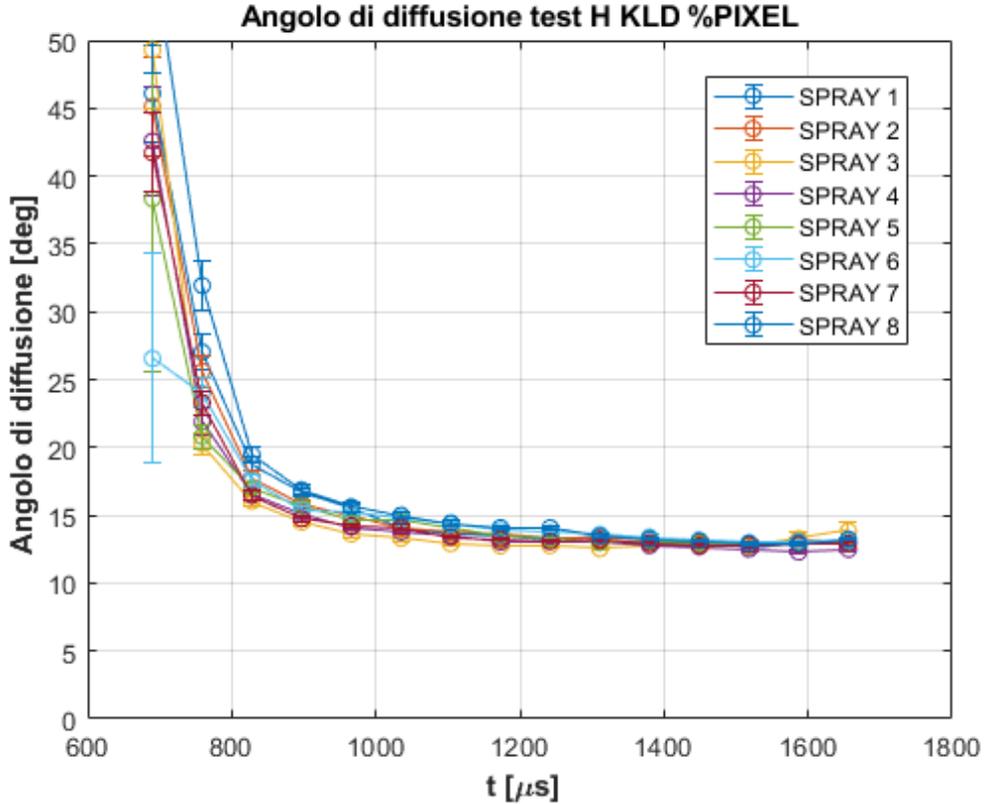


Figura 39: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test H

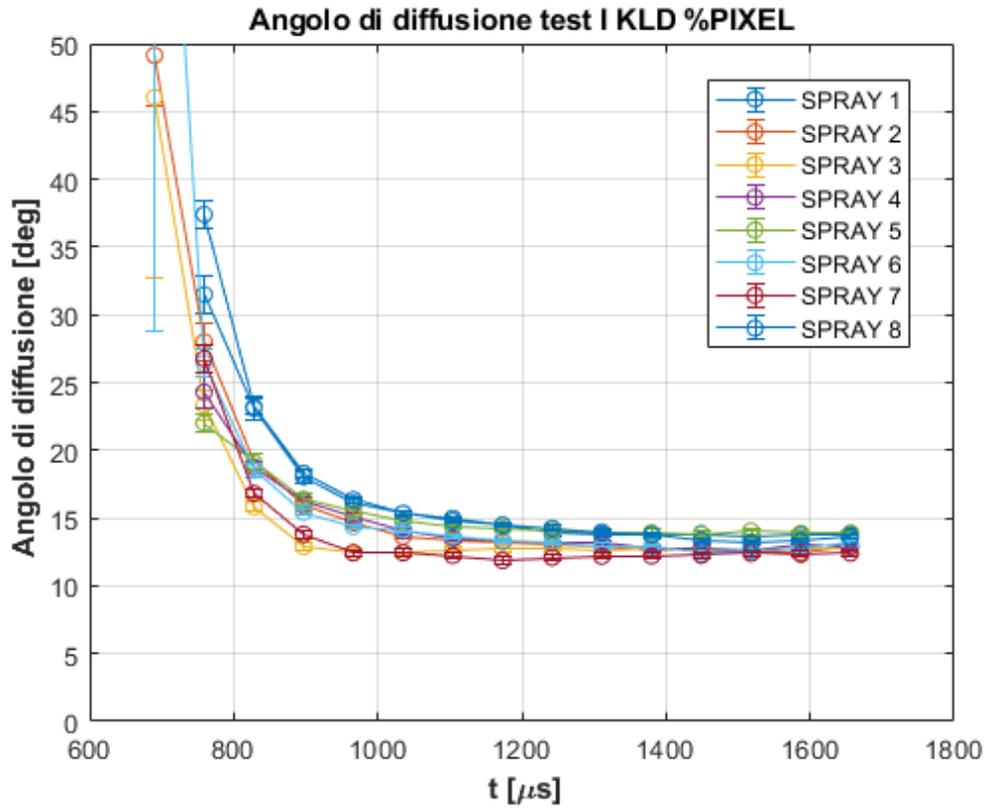


Figura 40: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test I

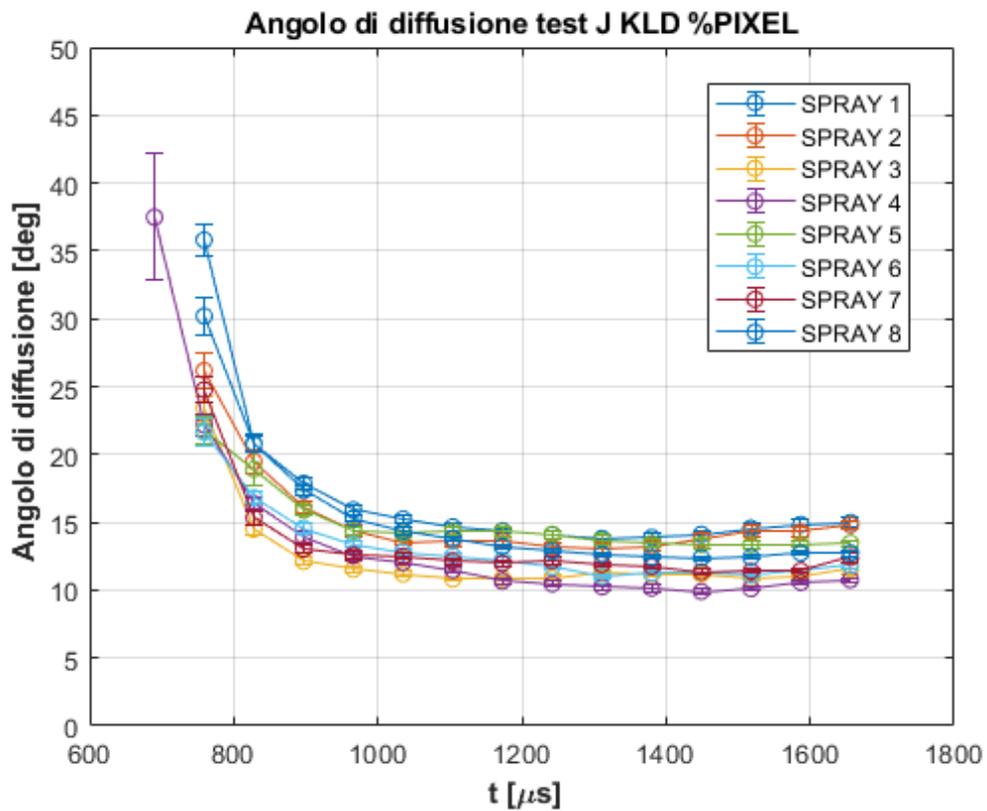


Figura 41: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test J

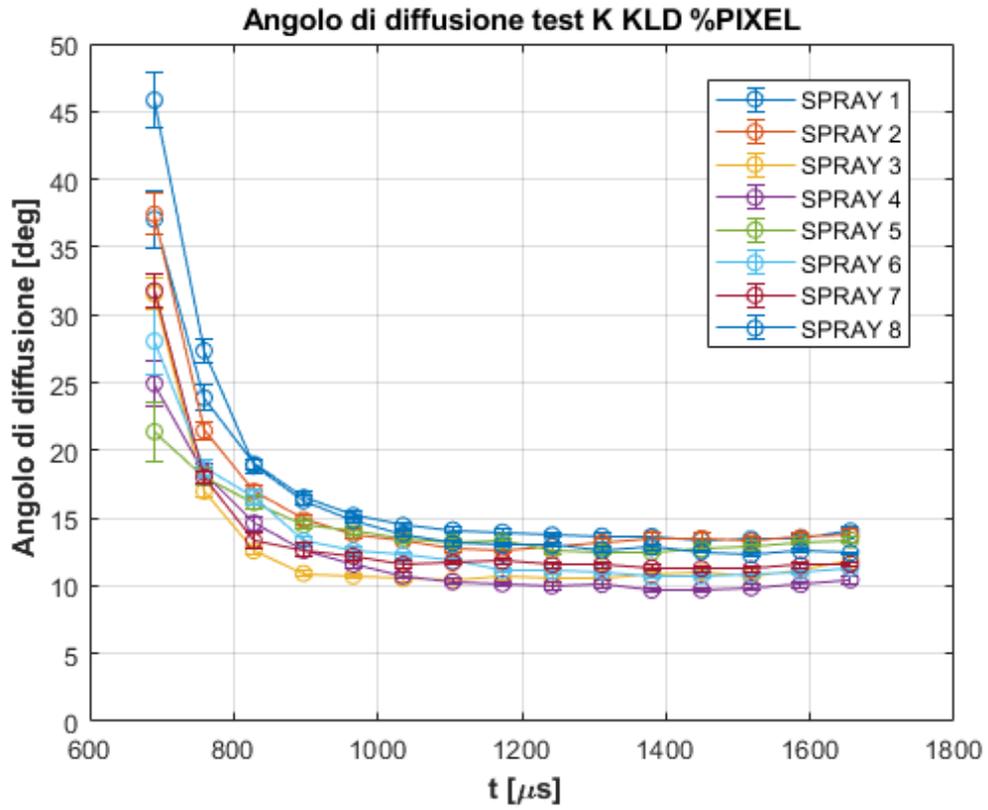


Figura 42: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione %PIXEL, Test K

Angolo di diffusione (definizione %PIXEL), sogliatura con metodo LRT

Le Figure 43-53 riportano gli andamenti dell'angolo di diffusione degli 8 getti di una stessa rosa calcolati per le varie condizioni di test (Tabella 2), con la definizione di angolo di diffusione che esclude l'1% dei pixel bianchi da ogni lato dello spray. Per la sogliatura è stato impiegato il metodo LRT.

I casi di illuminazione interna omogenea (Test A-B-C-D), riportati nelle Figure 43-46, hanno fornito risultati simili a quelli relativi all'algorithm KLD, con una dispersione getto-getto ridotta ed un valore finale simile, ma il loro andamento nel tempo non raggiunge un valore asintotico. Riguardo i pattern di illuminazione interna non omogenea (Test E-F-G-H), riportati nelle Figure 47-50, si nota invece un andamento analogo al caso con sogliatura tramite algoritmo KLD, sia in termini di aumento della dispersione getto-getto relativa ai primi istanti di iniezione sia nel raggiungimento di un valore asintotico, con valori di angolo leggermente superiori rispetto al primo caso. Per i casi di illuminazione esterna (Test I-J-K), riportati nelle Figure 51-53, si nota, anche in questo caso, un generale aumento della dispersione getto-getto.

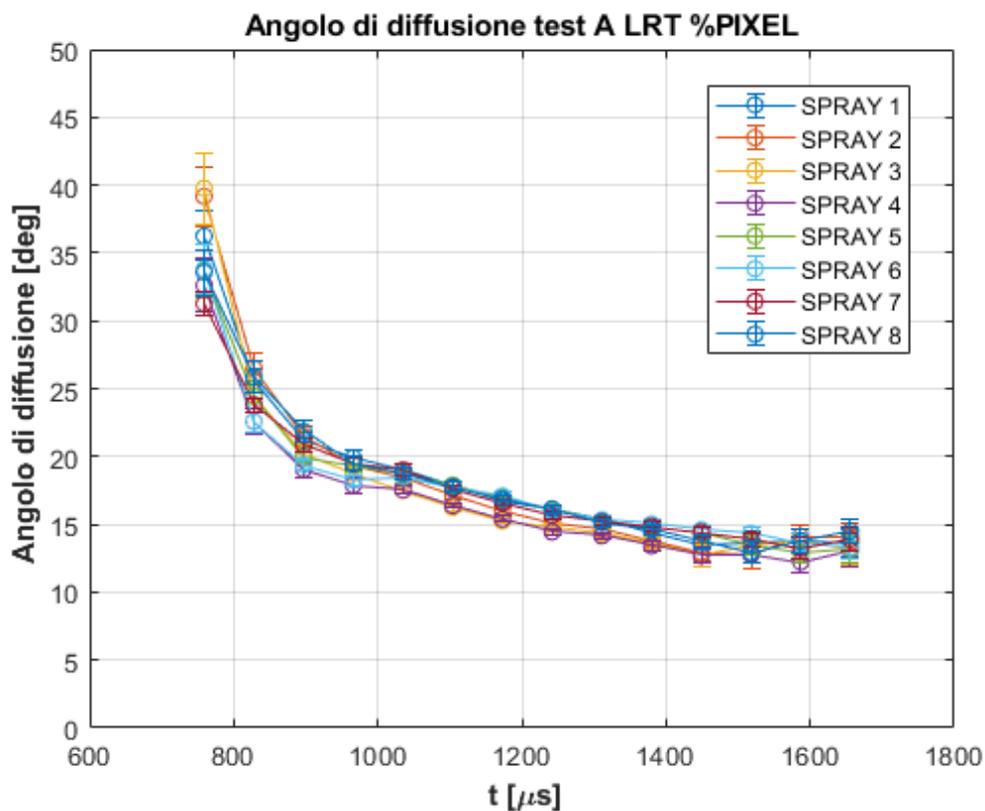


Figura 43: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test A

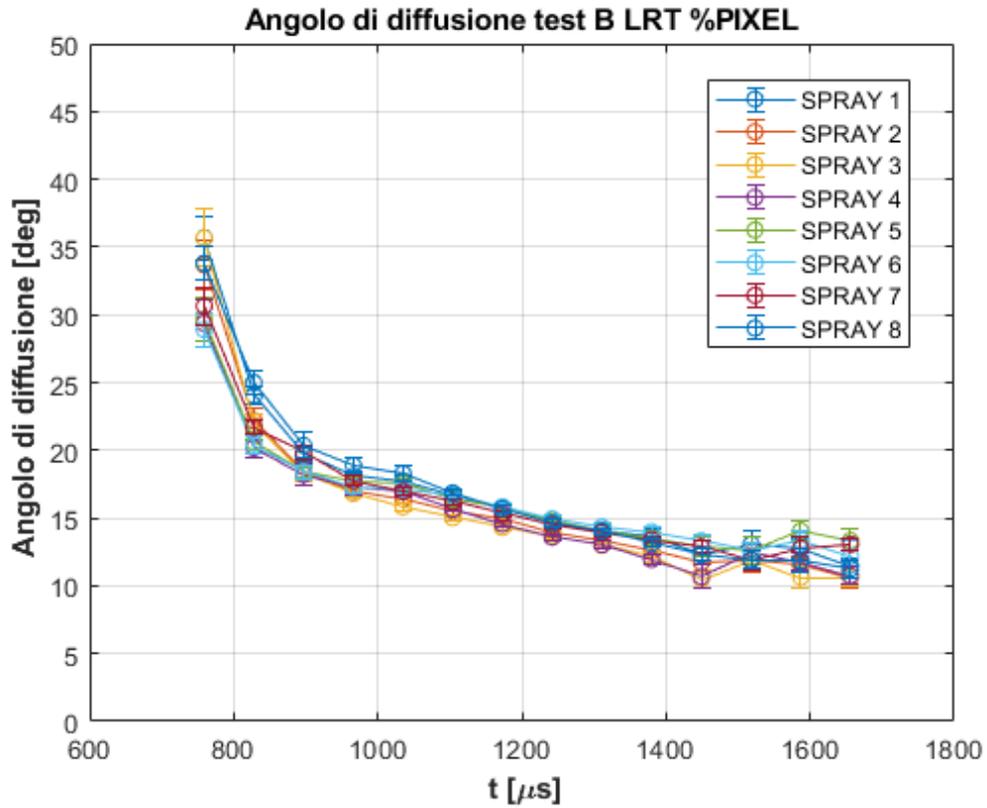


Figura 44: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test B

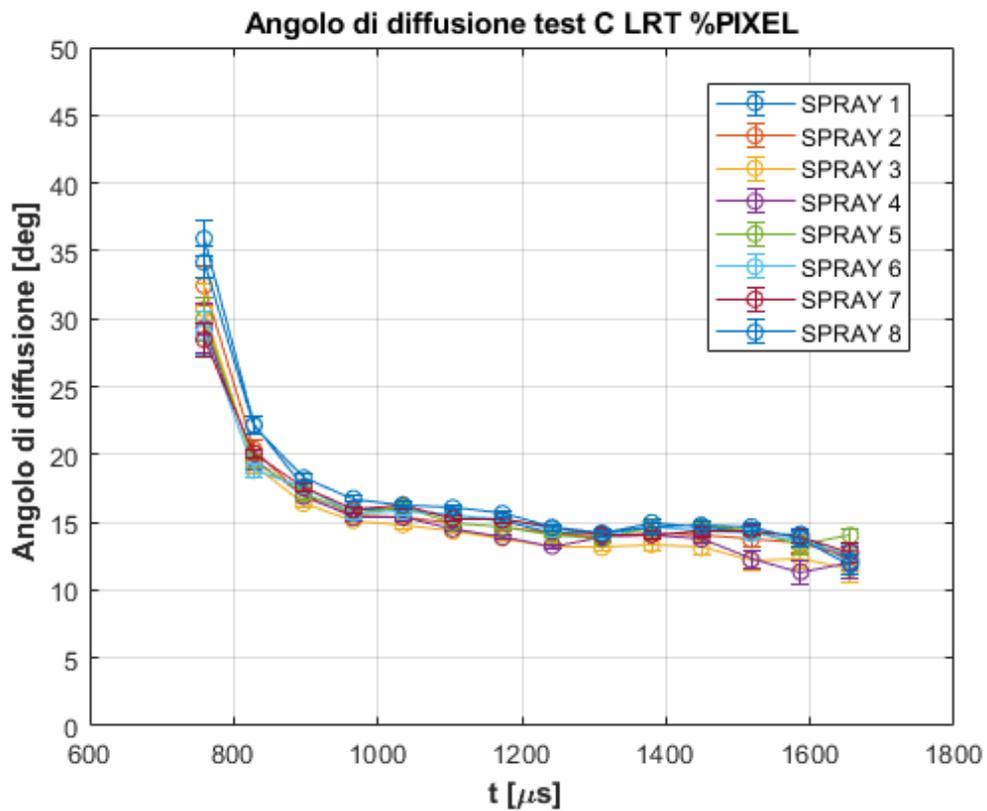


Figura 45: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test C

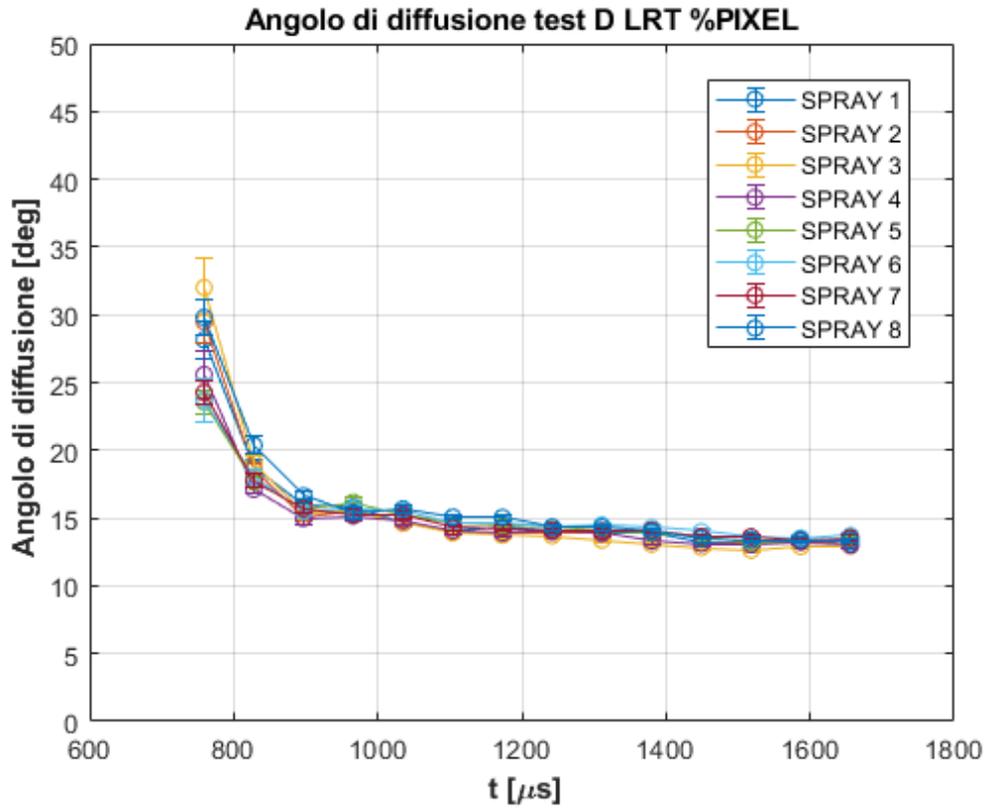


Figura 46: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test D

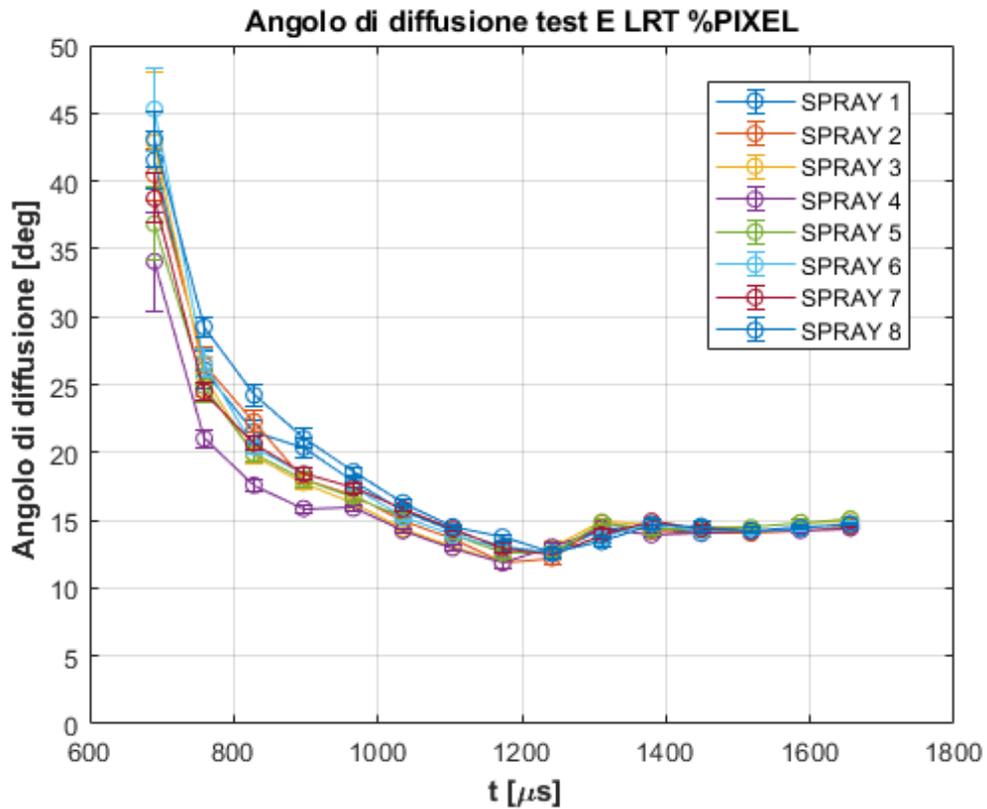


Figura 47: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test E

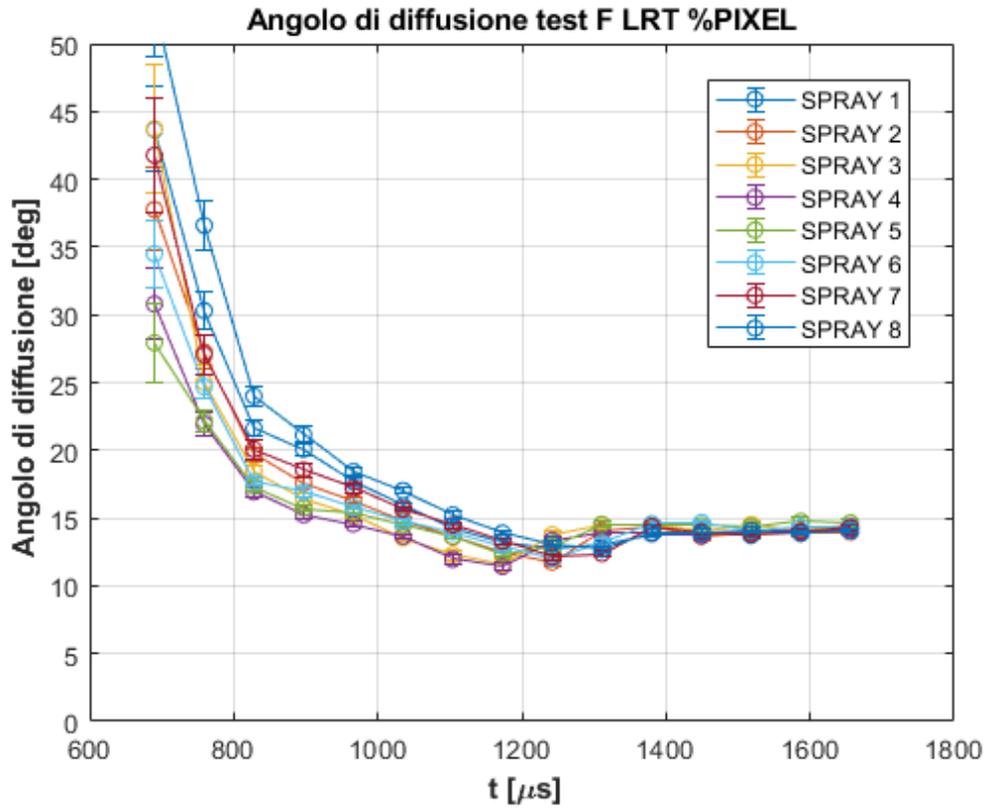


Figura 48: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test F

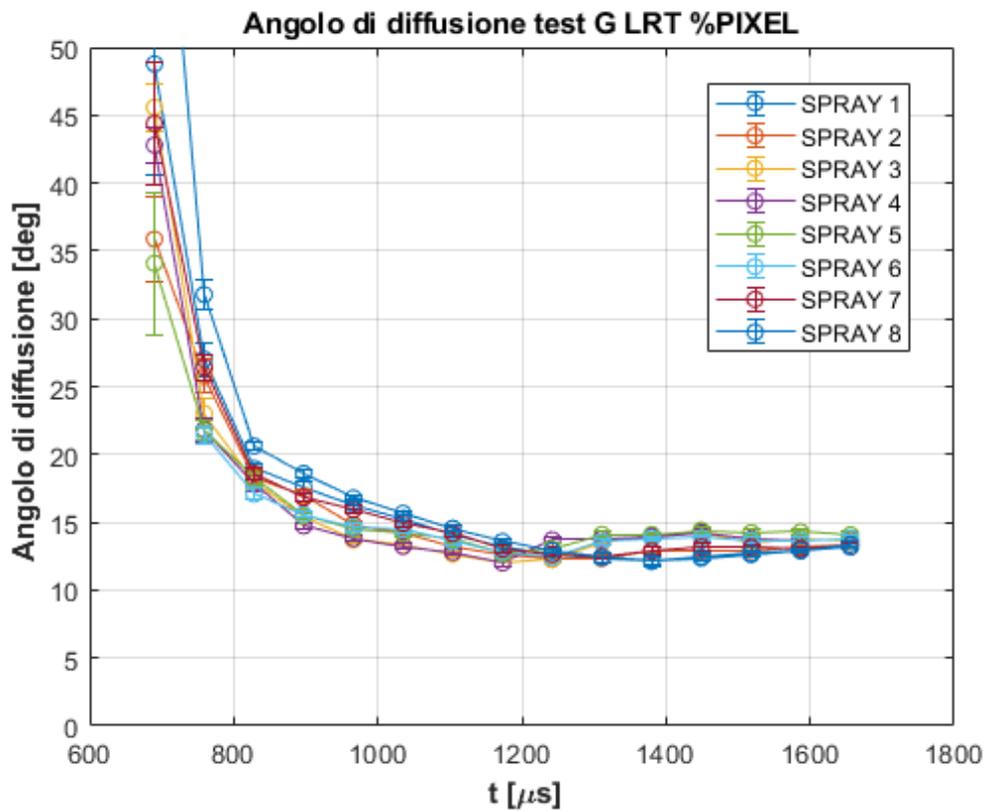


Figura 49: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test G

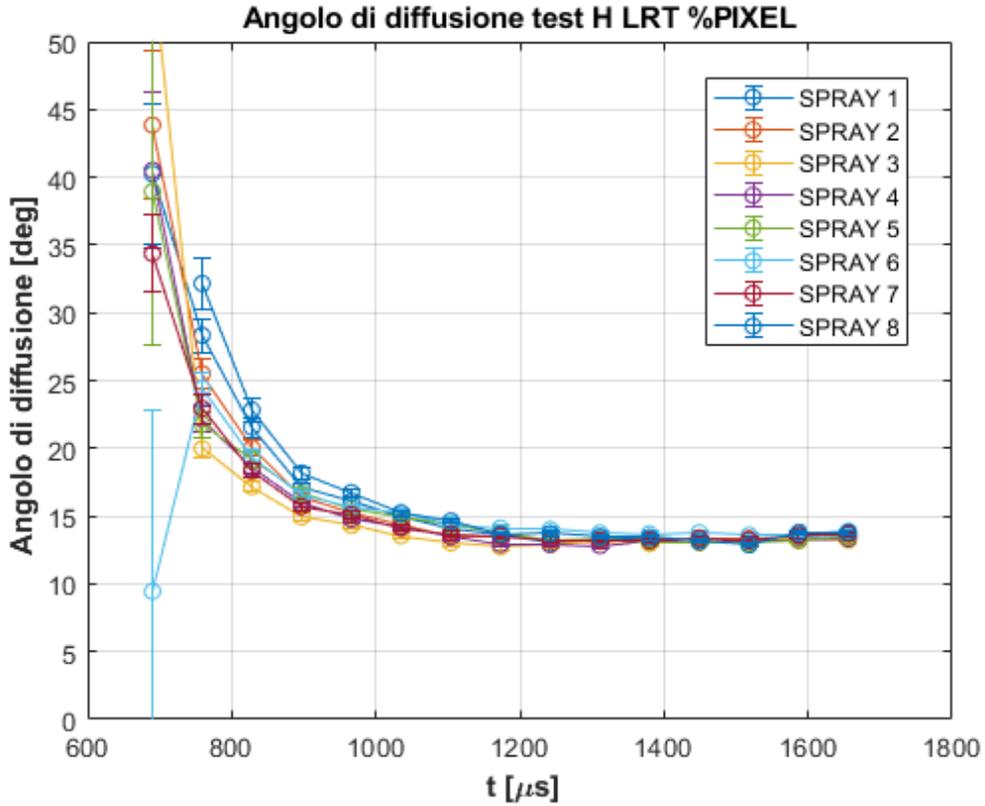


Figura 50: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test H

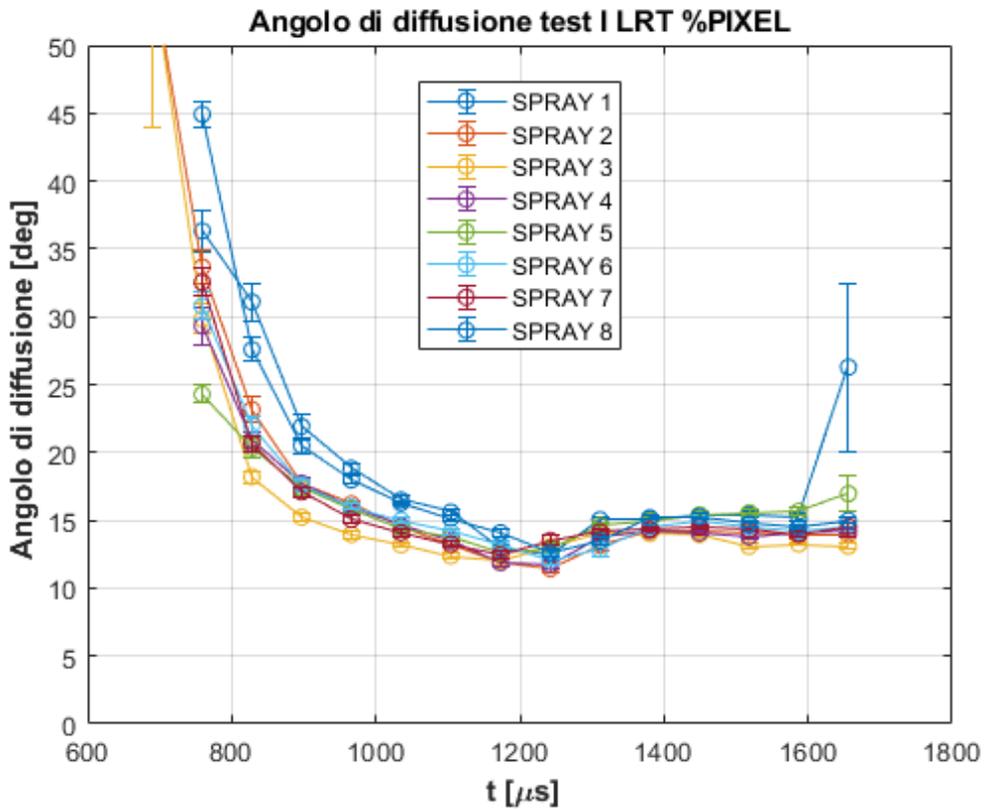


Figura 51: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test I

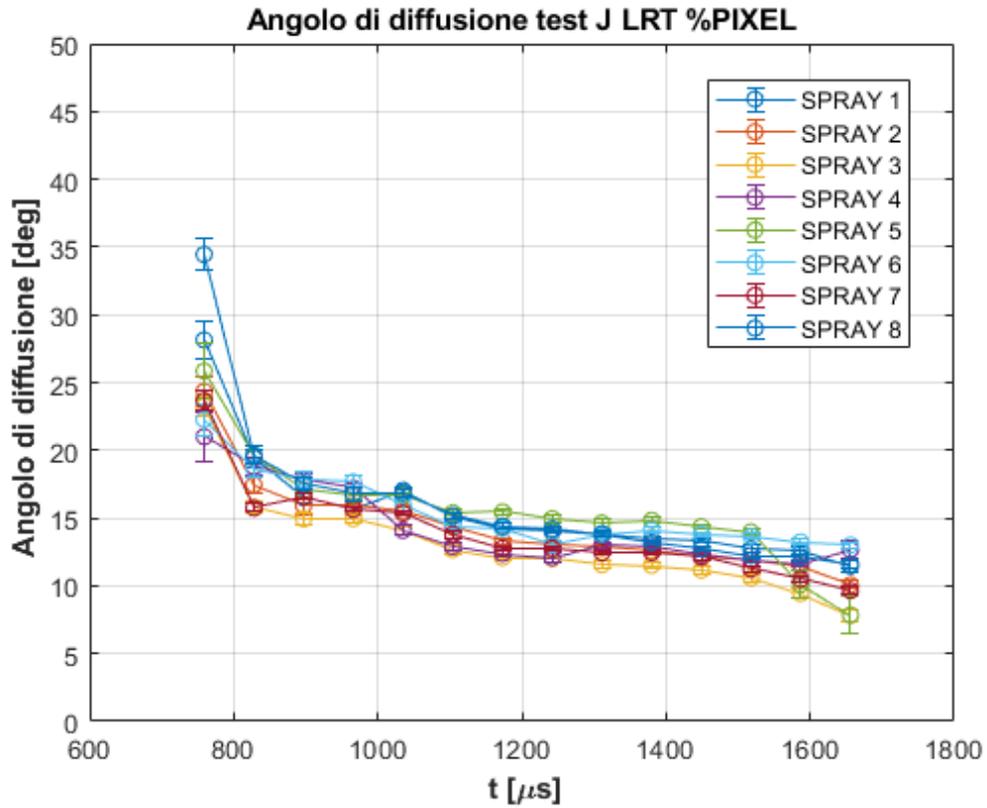


Figura 52: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test J

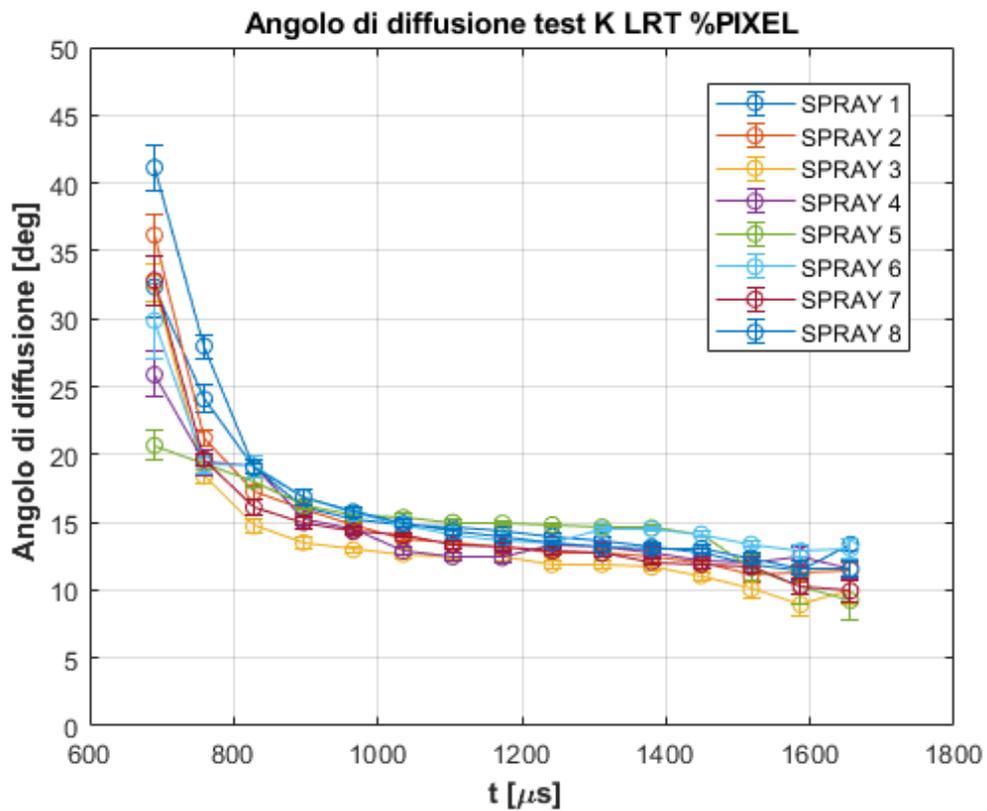


Figura 53: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione %PIXEL, Test K

Angolo di diffusione (definizione %PIXEL), sogliatura con metodo della Massima Entropia

Le Figure 54-64 riportano gli andamenti dell'angolo di diffusione degli 8 getti di una stessa rosa calcolati per le varie condizioni di test (Tabella 2), con la definizione di angolo di diffusione che esclude l'1% dei pixel bianchi da ogni lato dello spray. Per la sogliatura è stato impiegato il metodo della Massima Entropia.

I casi di illuminazione interna omogenea (Test A-B-C-D), riportati nelle Figure 54-57, hanno fornito risultati del tutto analoghi a quelli relativi al metodo LRT, con dispersione getto-getto ridotta e valore finale simile, con un andamento nel tempo che non raggiunge un valore asintotico.

Riguardo i pattern di illuminazione interna non omogenea (Test E-F-G-H), riportati nelle Figure 58-61, si nota anche in questo caso un aumento della dispersione getto-getto relativa ai primi istanti di iniezione mantenendo un andamento che non raggiunge un valore asintotico, con valori finali analoghi ai primi.

I casi con illuminazione esterna (Test I-J-K), riportati nelle Figure 62-64, mostrano un generale aumento della dispersione getto-getto, mantenendo un andamento che non raggiunge un valore asintotico.

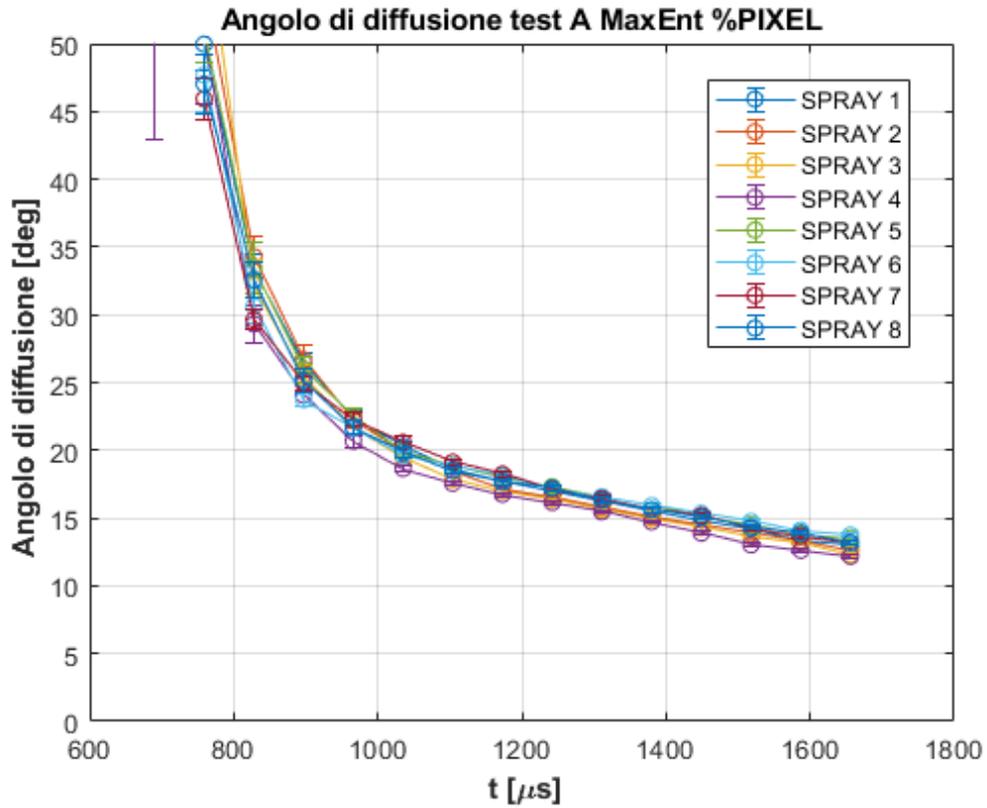


Figura 54: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test A

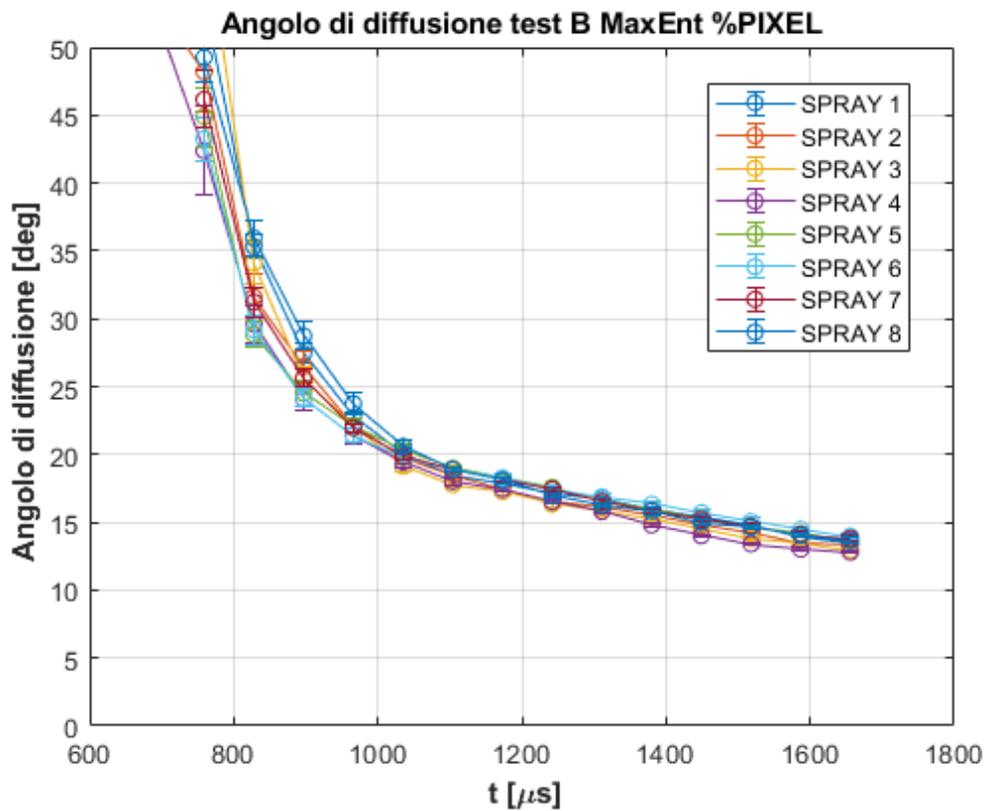


Figura 55: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test B

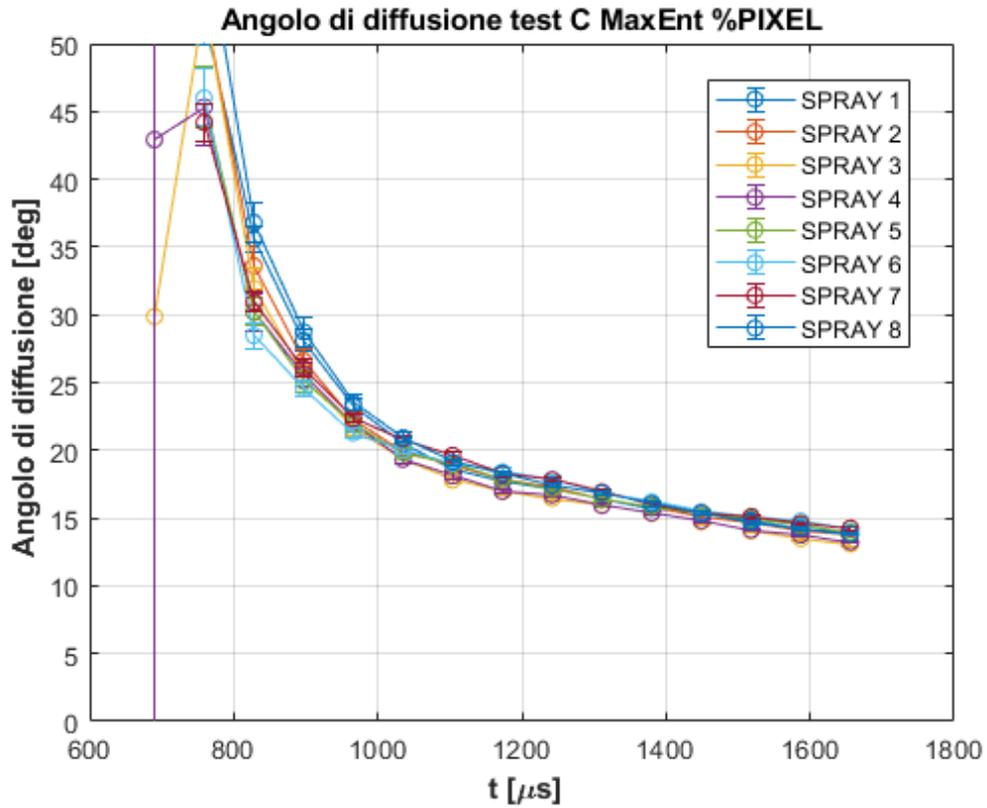


Figura 56: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test C

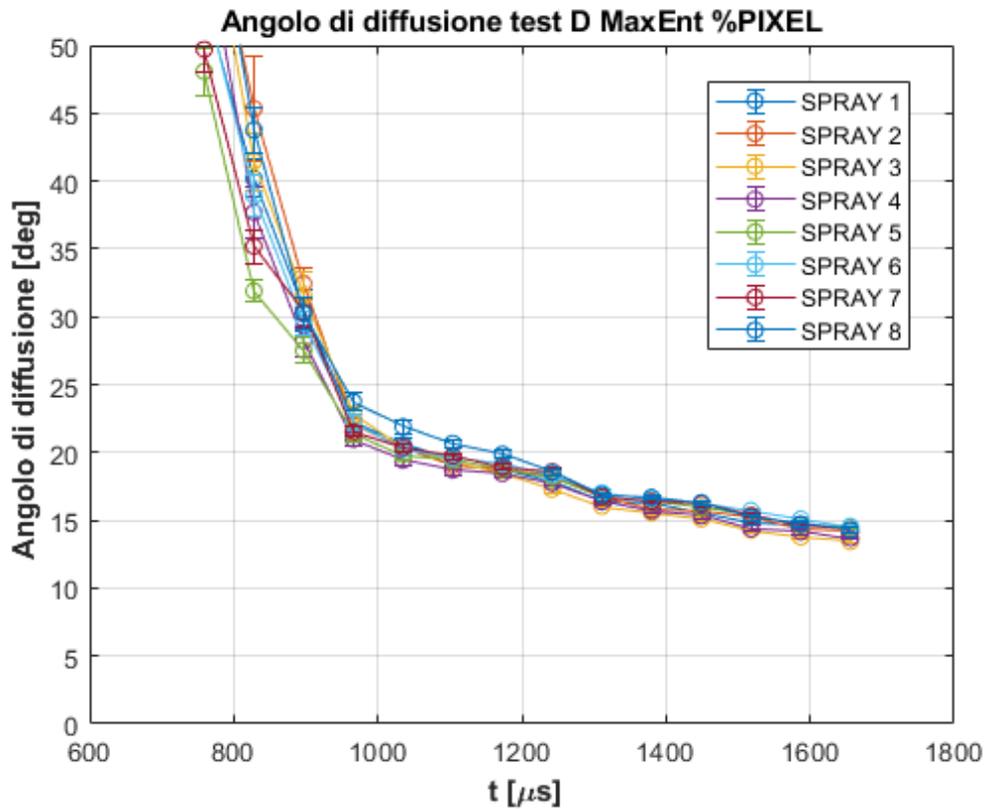


Figura 57: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test D

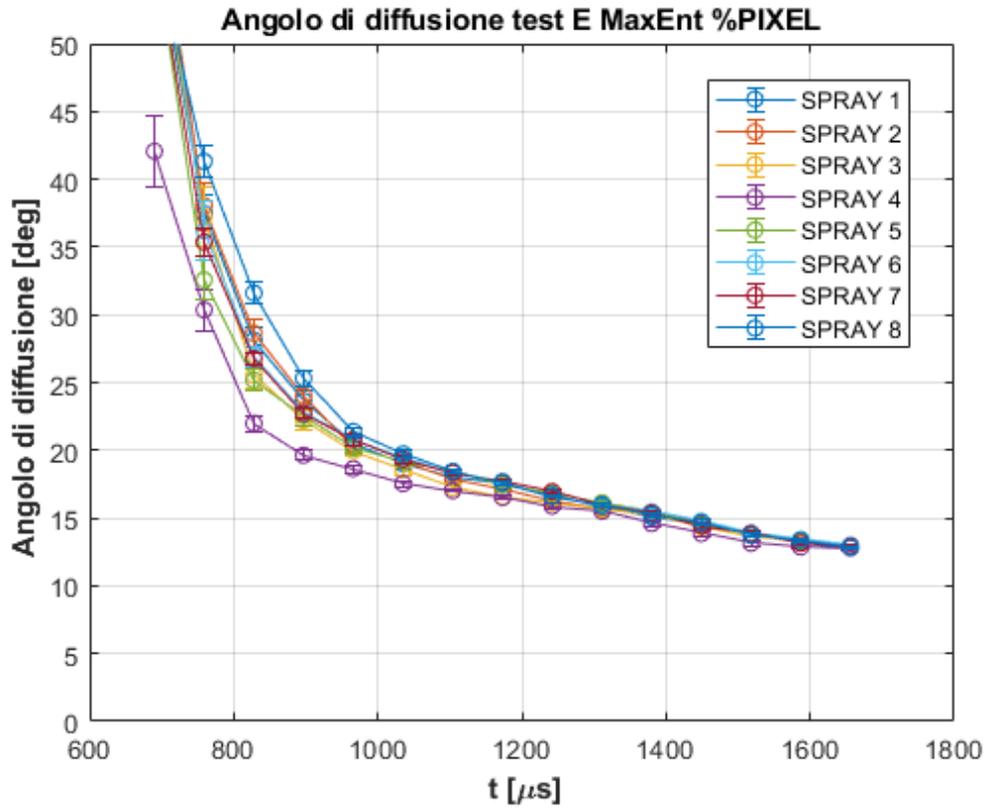


Figura 58: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test E

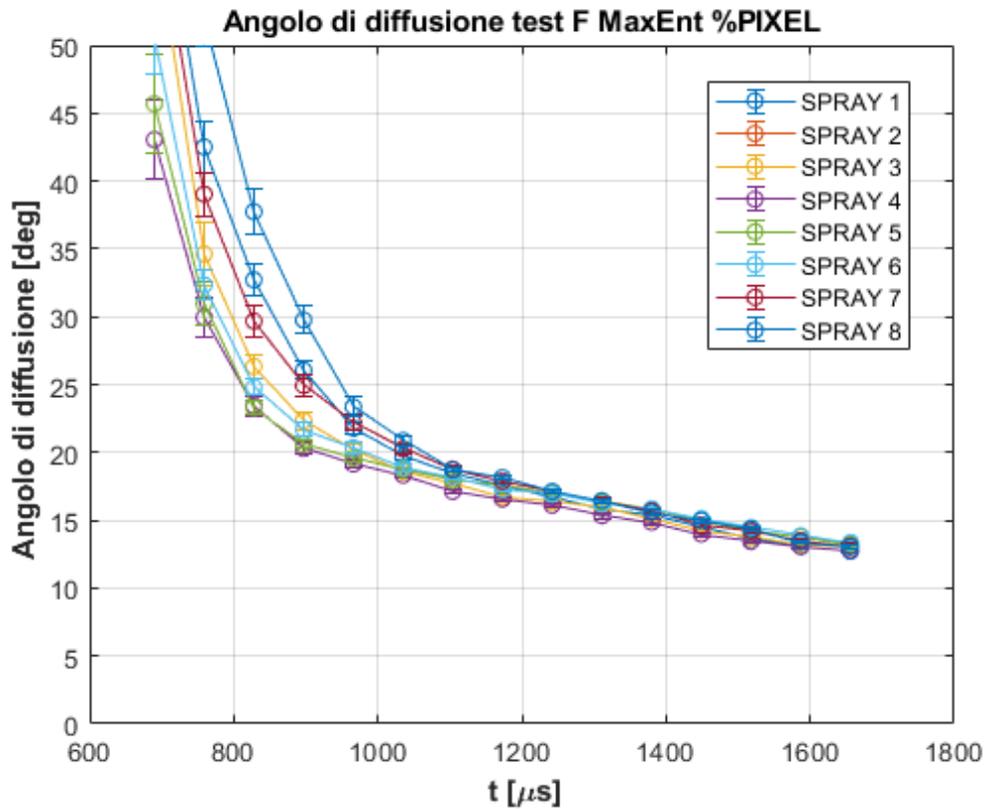


Figura 59: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test F

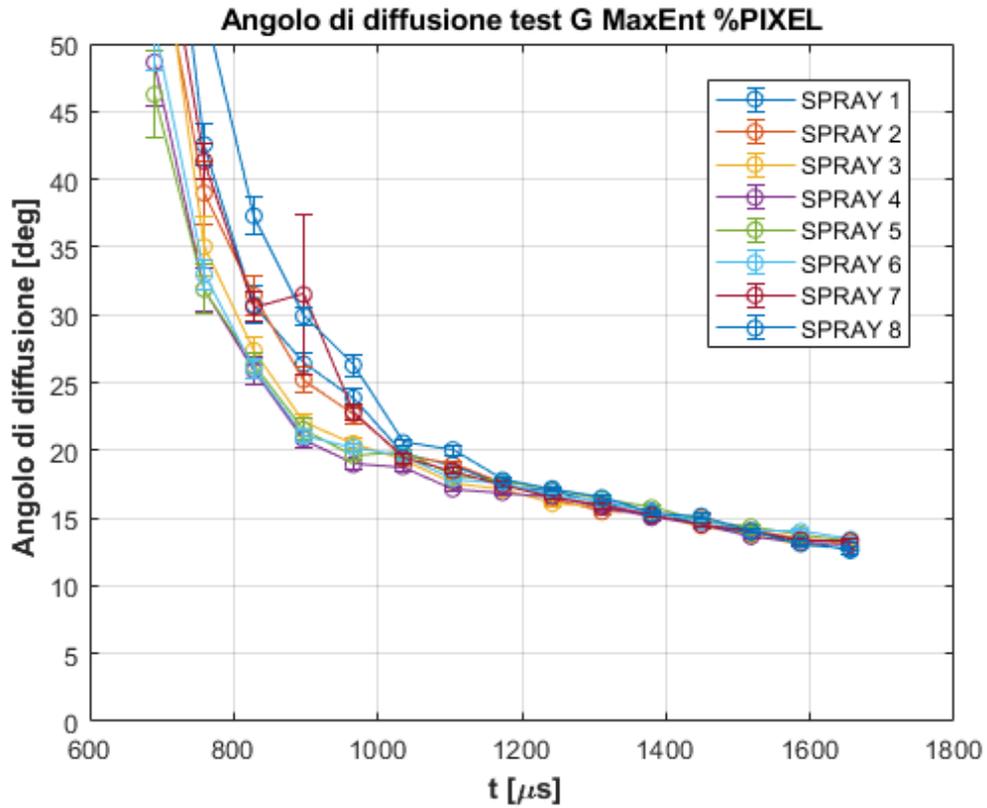


Figura 60: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test G

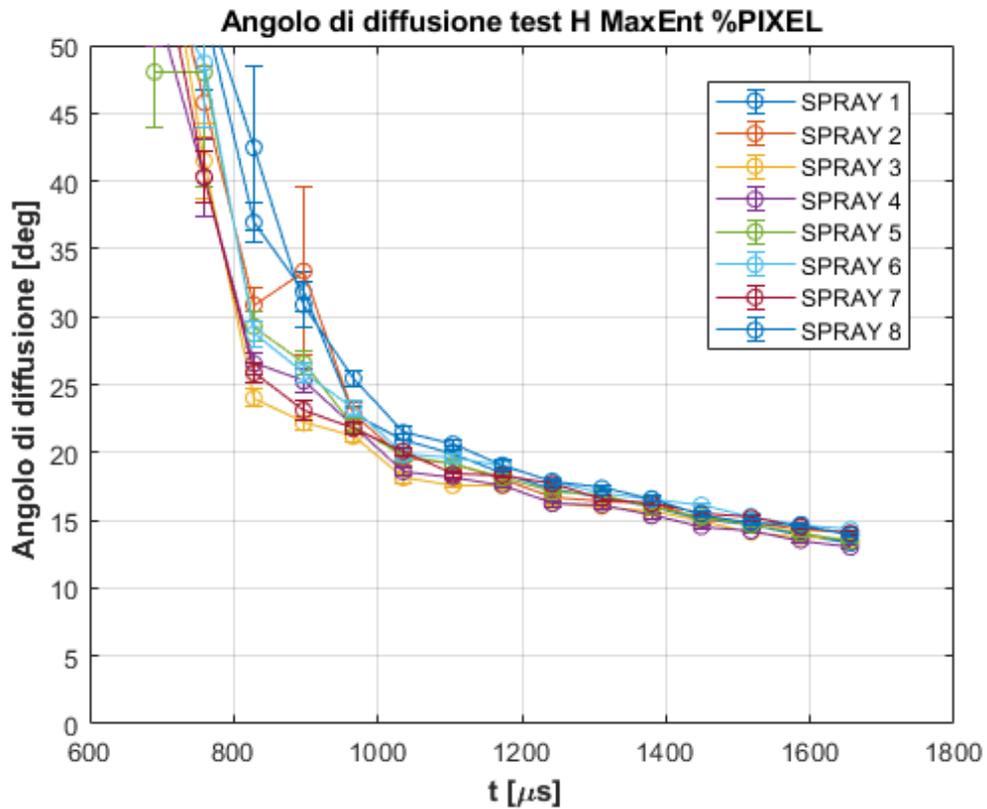


Figura 61: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test H

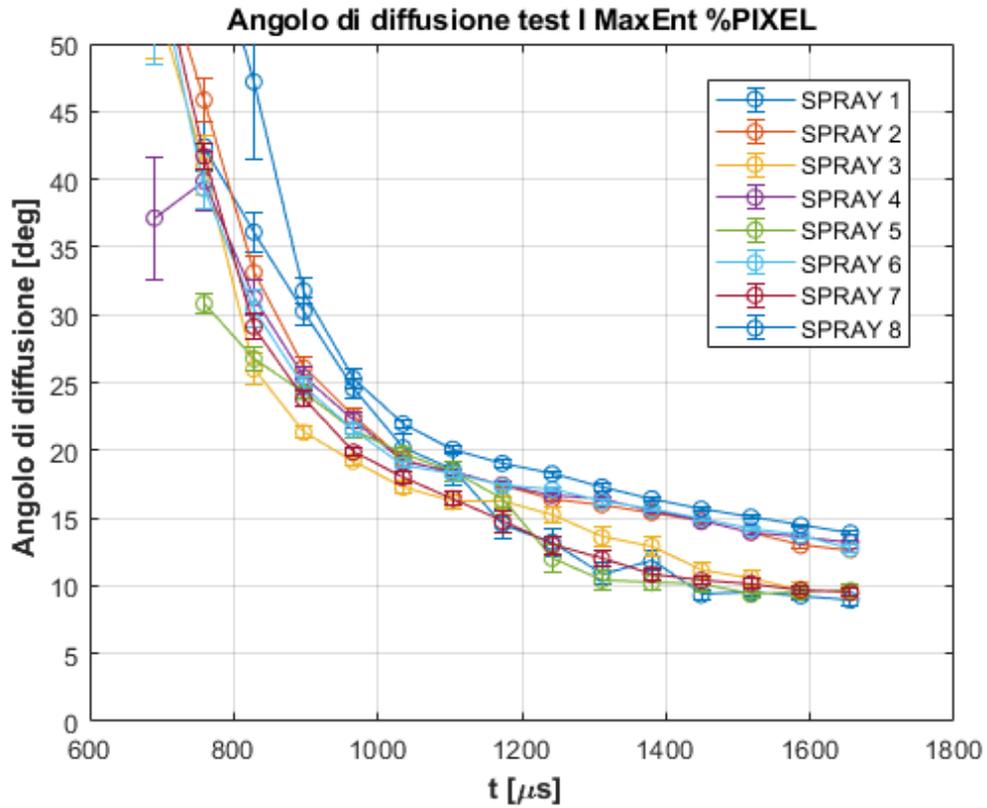


Figura 62: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test I

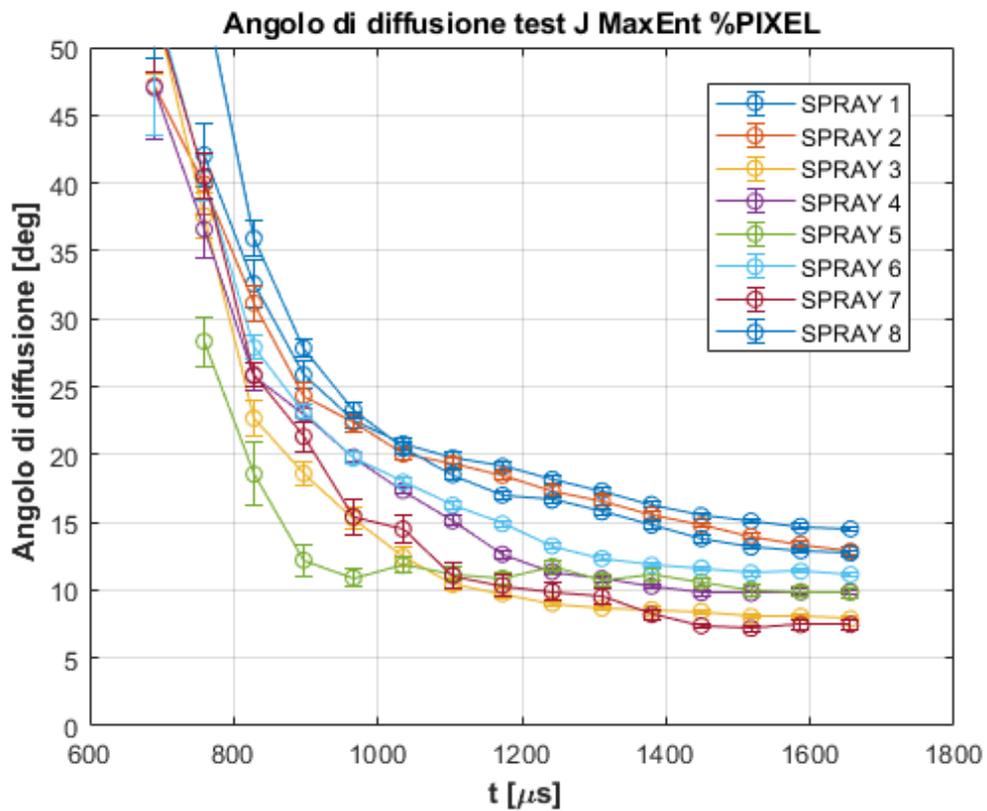


Figura 63: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test J

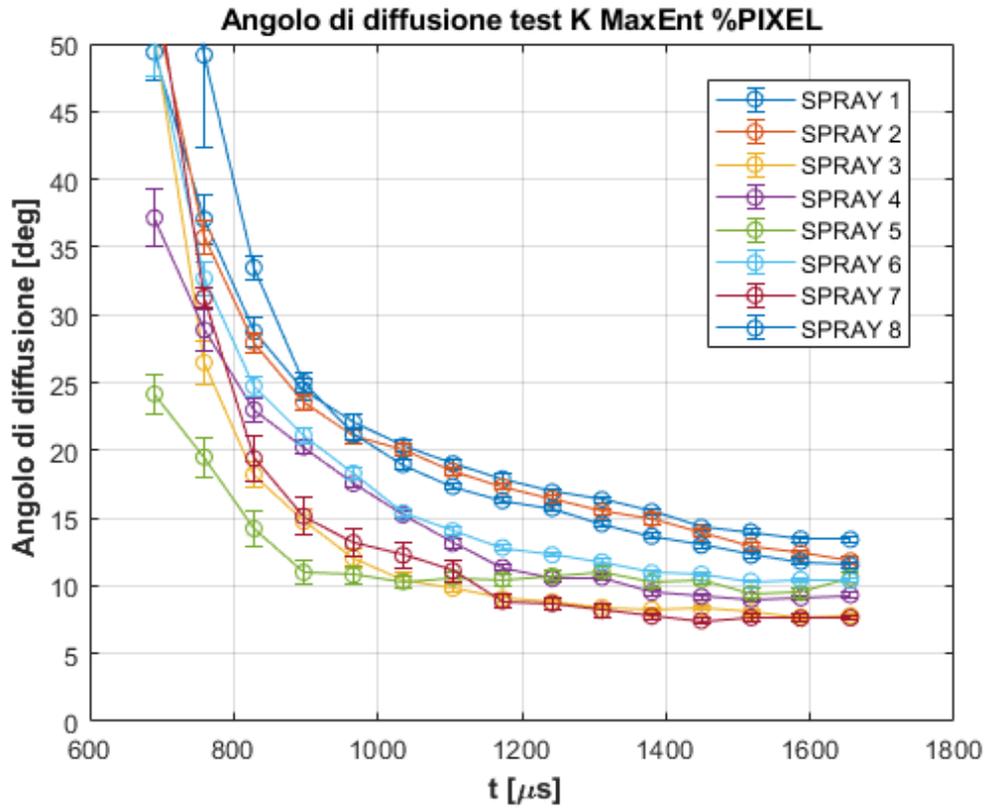


Figura 64: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione %PIXEL, Test K

Angolo di diffusione (definizione %PIXEL), sogliatura con metodo di Otsu

Le Figure 65-75 riportano gli andamenti dell'angolo di diffusione degli 8 getti di una stessa rosa calcolati per le varie condizioni di test (Tabella 2), con la definizione di angolo di diffusione che esclude l'1% dei pixel bianchi da ogni lato dello spray. Per la sogliatura è stato impiegato il metodo di Otsu

I risultati per tutti i pattern di illuminazione sono del tutto analoghi a quelli osservati per il caso di sogliatura tramite algoritmo KLD.

Per i pattern interni omogenei (Test A-B-C-D), nelle Figure 65-68 si osserva la medesima dispersione getto-getto con un andamento che raggiunge un valore asintotico.

I pattern interni non omogenei (Test E-F-G-H), nelle Figure 69-72, manifestano un aumento della dispersione getto-getto nei primi istanti senza sostanziali differenze rispetto ai primi per il resto di essi.

Infine, anche per i pattern interni (Test I-J-K), nelle Figure 73-75, si osserva un aumento generale della dispersione getto-getto senza un sostanziale cambiamento nell'andamento nel tempo di questi ultimi.

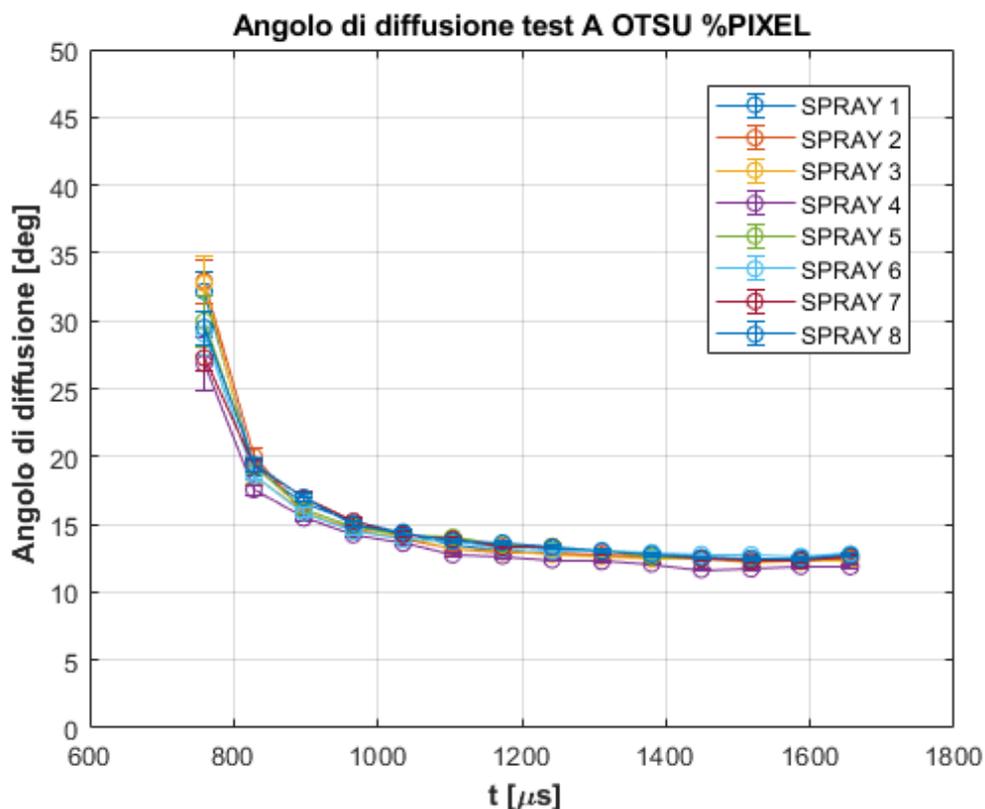


Figura 65: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test A

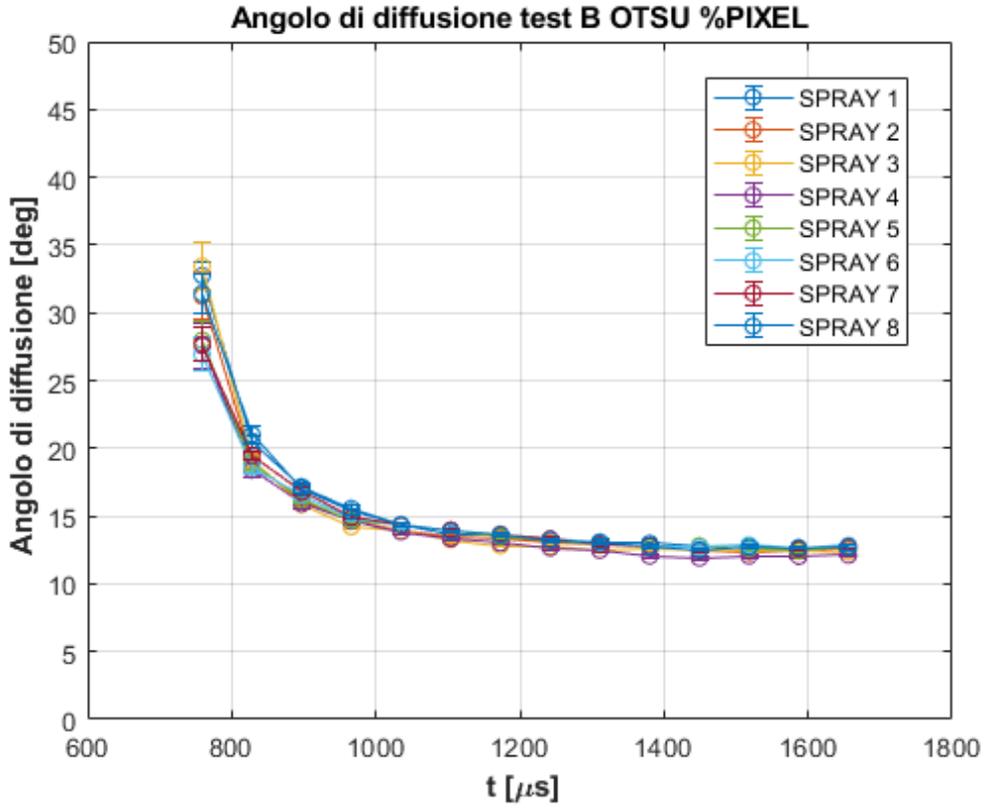


Figura 66: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test B

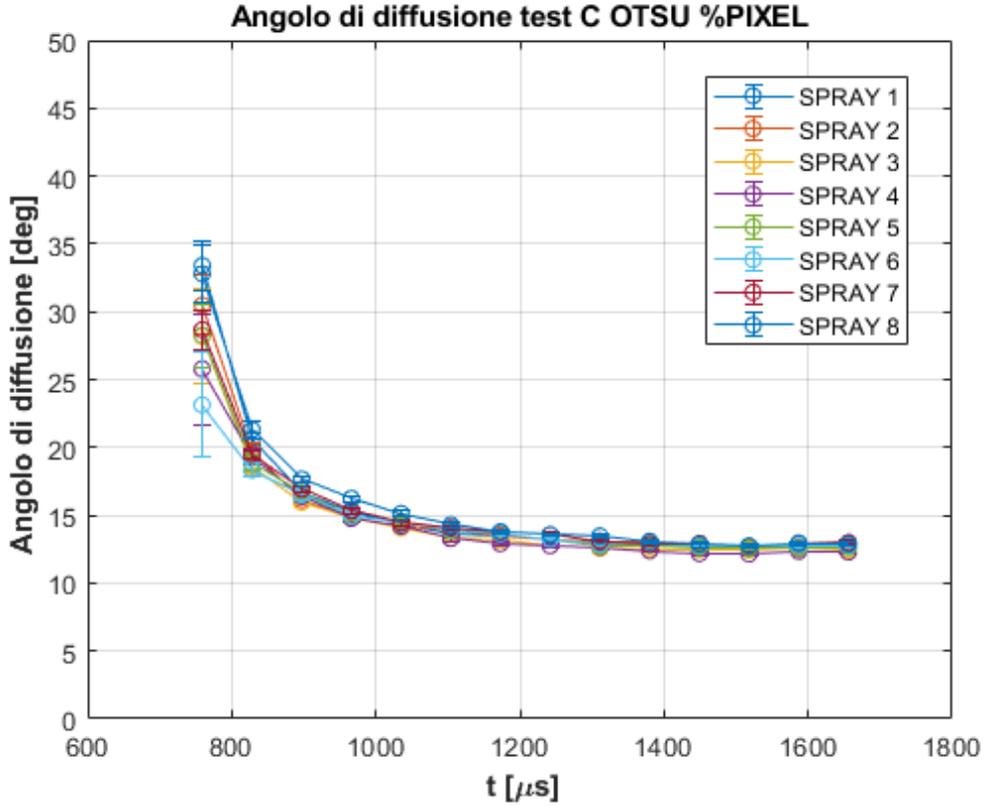


Figura 67: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test C

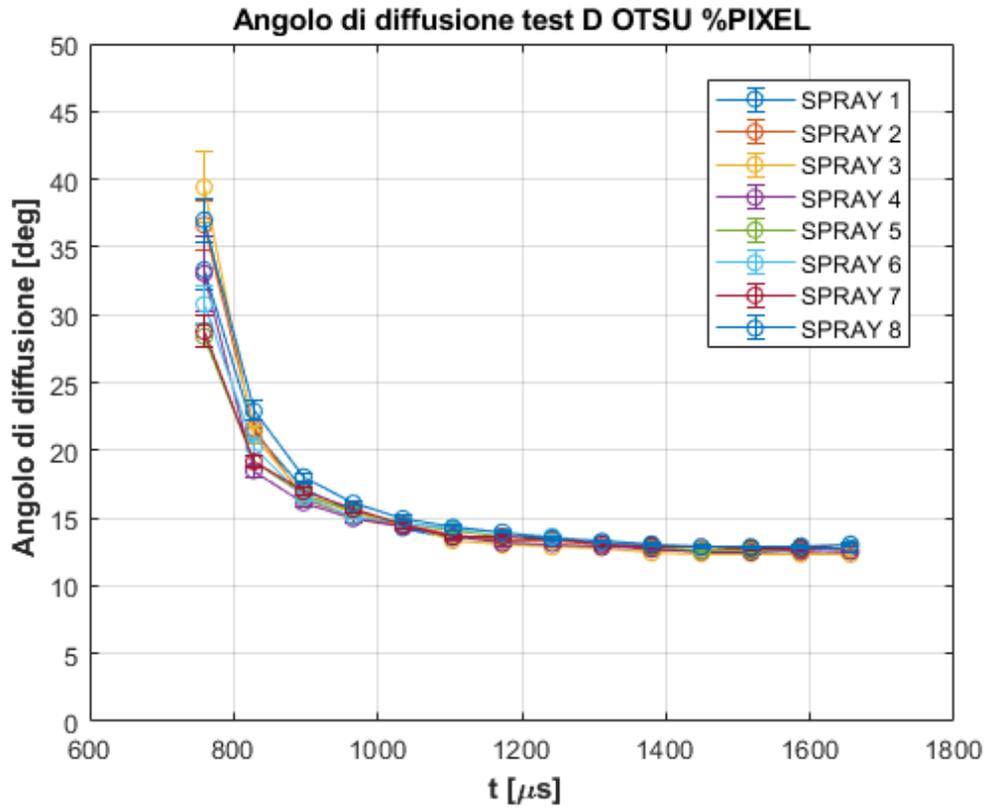


Figura 68: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test D

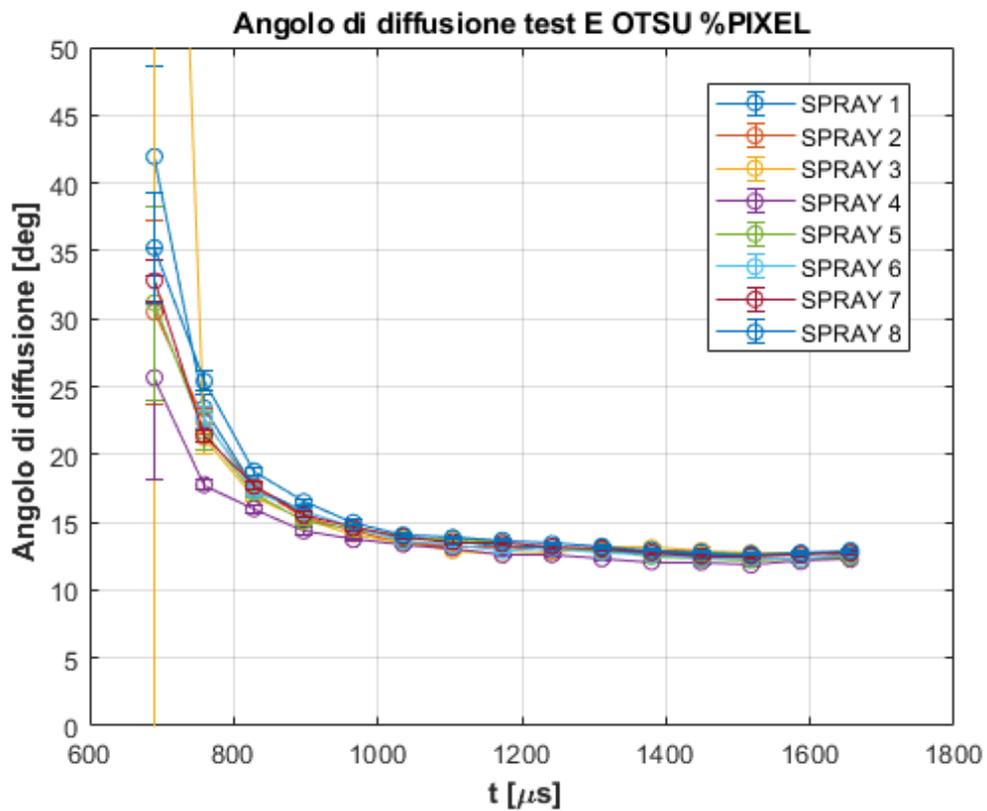


Figura 69: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test E

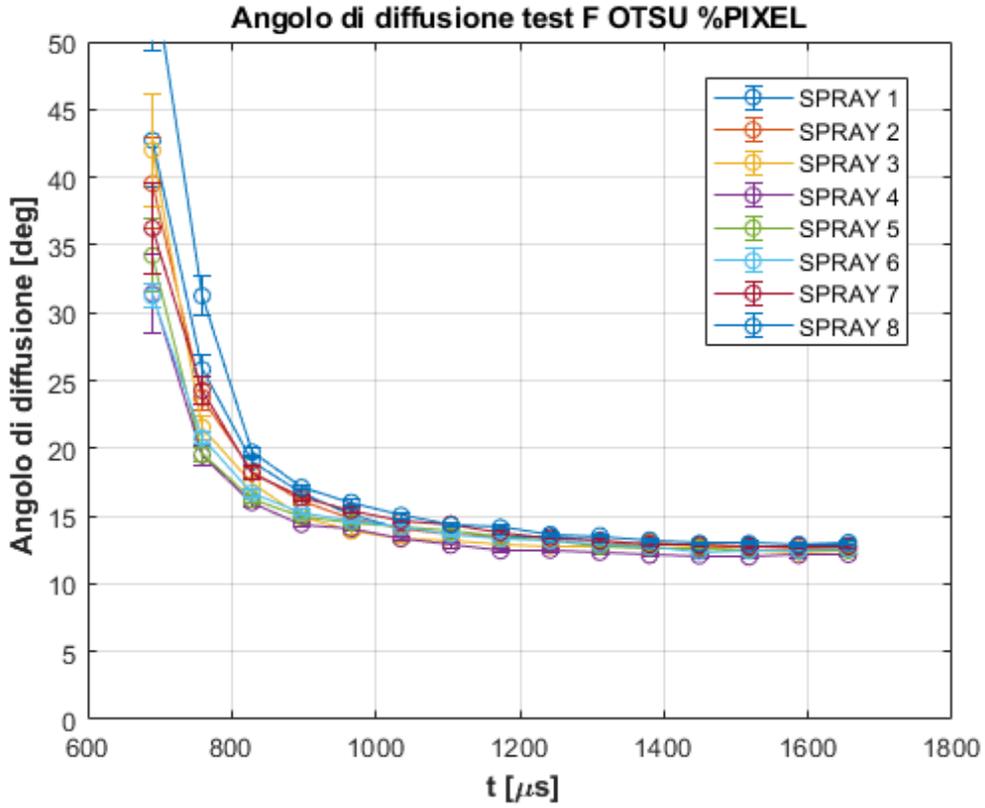


Figura 70: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test F

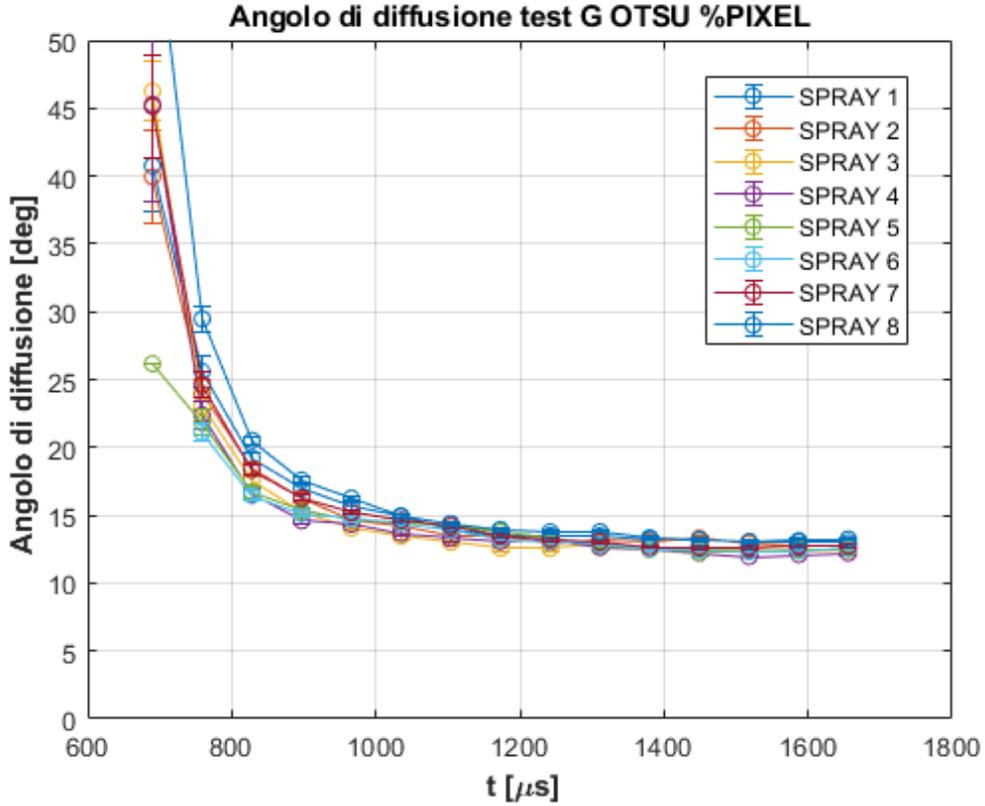


Figura 71: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test G

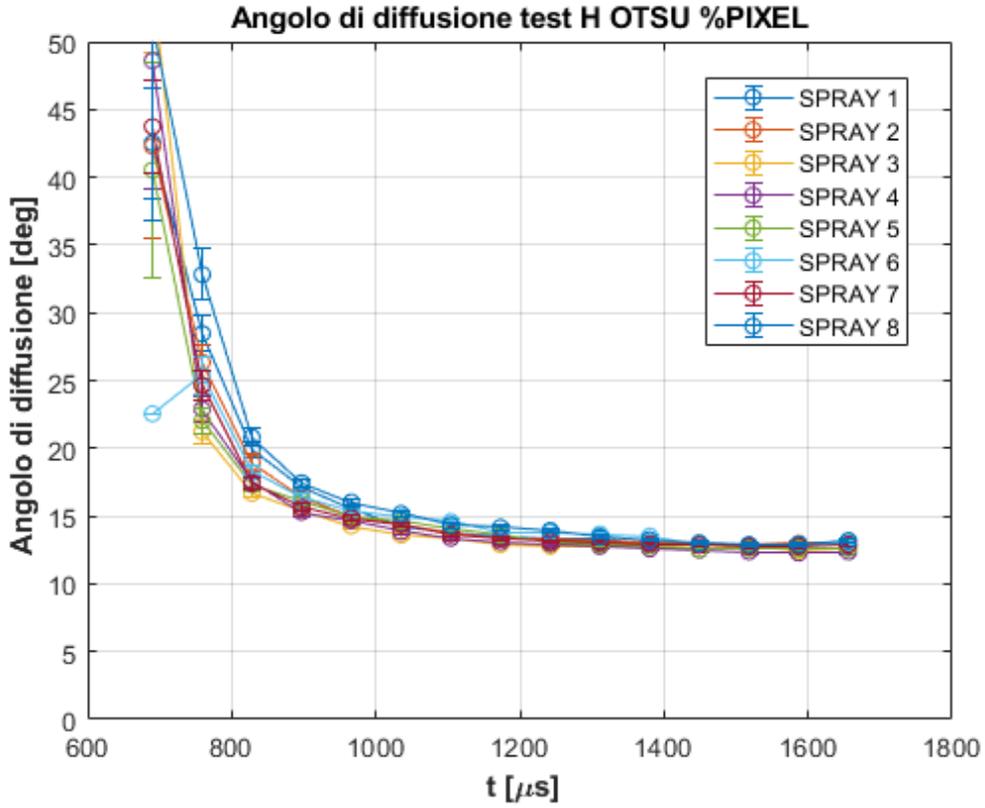


Figura 72: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test H

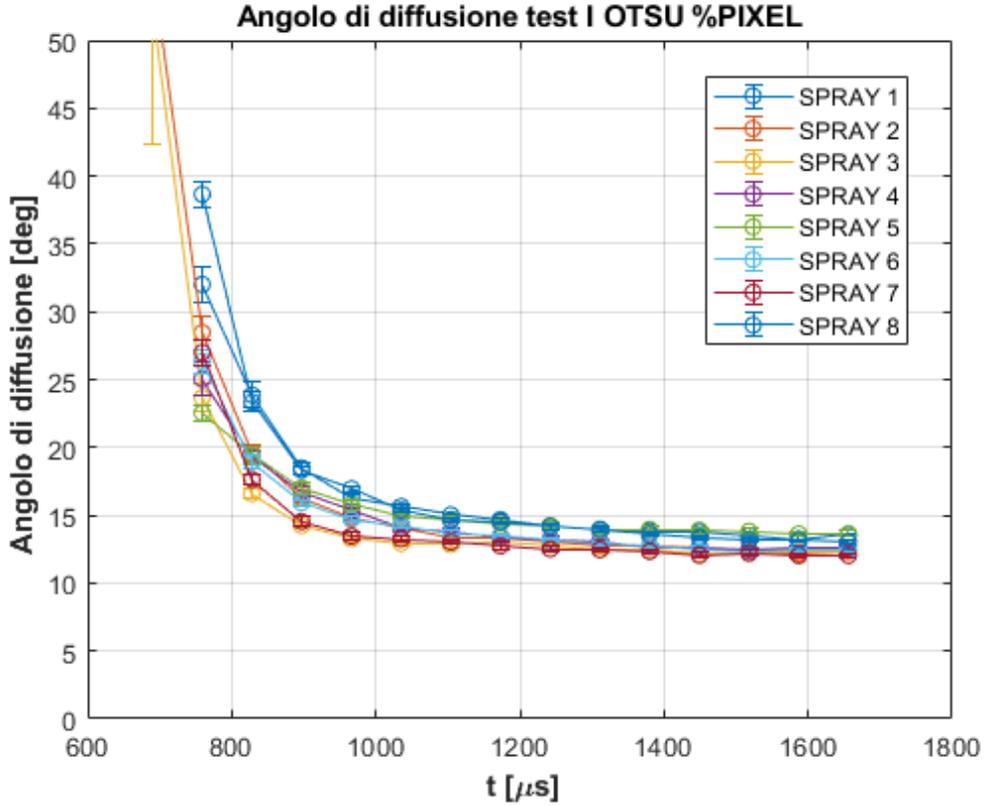


Figura 73: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test I

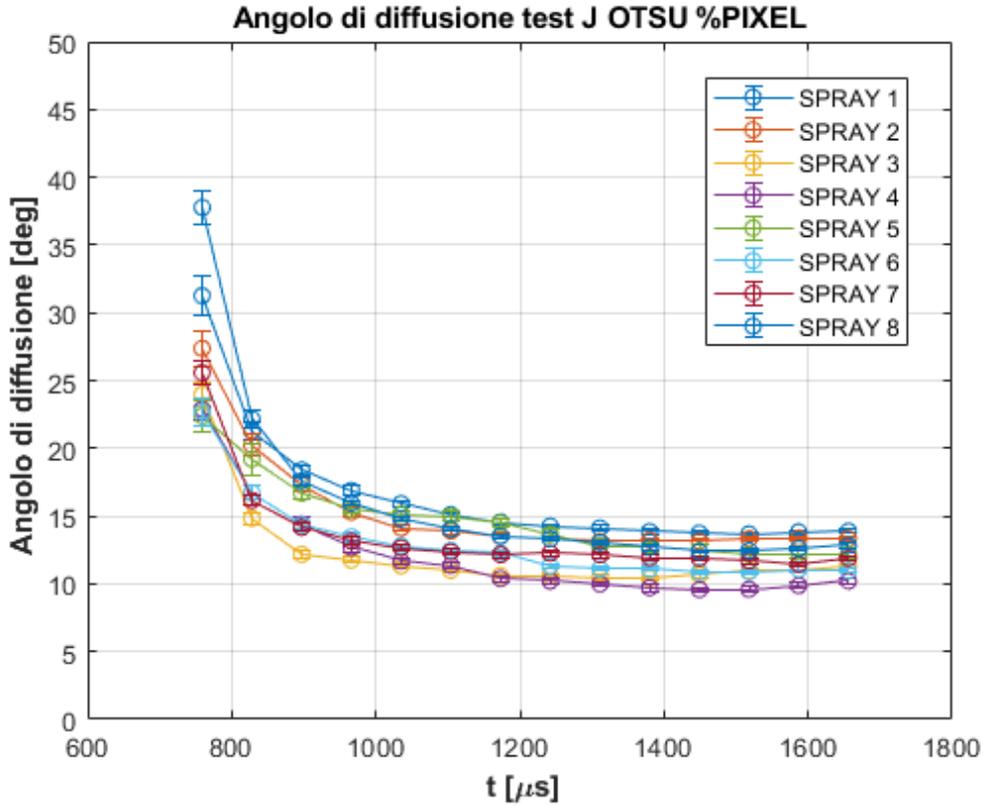


Figura 74: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test J

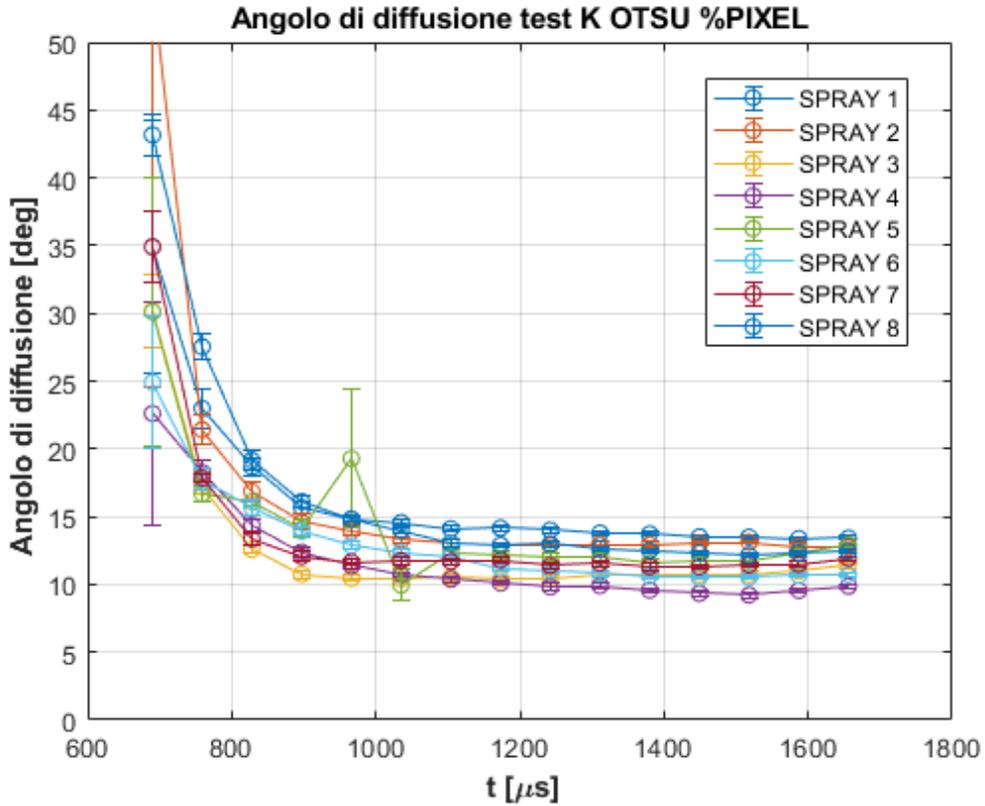


Figura 75: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione %PIXEL, Test K

4.1.1. Effetto della definizione di angolo di diffusione

Dall'osservazione dei risultati ottenuti con la definizione %PIXEL per l'angolo di diffusione, sono state fatte alcune considerazioni in vista della successiva analisi in cui verrà impiegata l'altra definizione di angolo:

- Una variazione di intensità per i casi di illuminazione interna omogenea non porta ad una modifica significativa dei risultati a prescindere dall'algoritmo di elaborazione.
- L'illuminazione interna non omogenea ha unicamente incrementato la dispersione getto-getto nei primi istanti. La variazione dell'intensità di illuminazione comporta effetti significativi.
- Il pattern di illuminazione esterno con illuminatore da un solo lato (Test J), rappresenta una condizione di test poco significativa facilmente migliorabile con l'aggiunta di un secondo illuminatore (Test I) o tramite uno specchio (Test K). L'illuminazione esterna, però, comporta sempre una maggiore dispersione getto-getto, dispersione che potrebbe essere erroneamente attribuita ad un cattivo funzionamento dell'iniettore, piuttosto che ad un'illuminazione non idonea.
- I metodi di elaborazione con algoritmo KLD e metodo di Otsu forniscono praticamente sempre gli stessi risultati, con comportamento asintotico. Il metodo LRT, invece, risente molto delle condizioni di illuminazione e tende ad avere un comportamento migliore, seppur mai asintotico, con illuminazione esterna (condizione per cui è stato proposto). Il metodo della Massima Entropia evidenzia, senza dubbio, le dispersioni maggiori.

Per la successiva analisi si è scelto quindi di considerare i casi ritenuti maggiormente significativi, rappresentati dai Test A – G – I – K (Tabella 2).

I risultati di angolo di diffusione degli 8 getti di una stessa rosa di spray sono stati riportati nelle Figure 77-92.

Dallo studio di tali risultati si evince come non ci siano sostanziali differenze rispetto ai casi corrispondenti ma analizzati con la prima definizione di angolo di diffusione. Si nota infatti come i casi ad illuminazione interna portino ad una dispersione getto-getto minore rispetto ai casi con illuminazione esterna, con un andamento caratterizzato da un valore asintotico per immagini sogliate con metodo di Otsu e KLD, non presente per i casi con metodo LRT e Massima Entropia.

Si può osservare anche in questi casi l'influenza di un'illuminazione interna non omogenea (Test G) che si traduce in un ampliamento della zona con dispersione getto-getto maggiore. È da sottolineare, tuttavia, che la definizione di Naber e Siebers potrebbe fallire nel fornire un risultato plausibile nei casi in cui l'algoritmo riesca a rilevare solo la parte terminale del getto. In quei casi, infatti, l'algoritmo non ha problemi a rilevare la penetrazione del getto ma, l'area proiettata della prima metà di questo ($A_{p,s/2}$), risulta pari a 0 o ad un valore molto piccolo, sicuramente non accettabile ai fini di questa analisi. In Figura 76 ne è osservabile un esempio, con il bordo rilevato dall'algoritmo (a) e l'angolo calcolato secondo il metodo di Naber e Siebers (b). Si osserva come l'angolo calcolato risulti pari a 0. In questi casi, i risultati sono stati scartati manualmente durante la fase di postprocessing in modo da evitare che influenzassero i risultati.

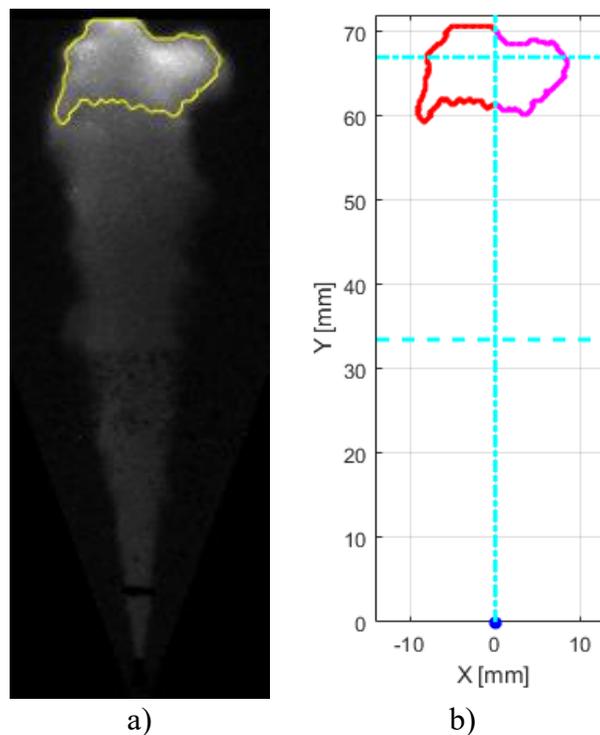


Figura 76: a) immagine del getto con bordo dell'immagine sogliata; b) penetrazione (tratto-punto orizzontale) e angolo di diffusione pari a zero (angolo tra le due rette verticali)

Angolo di diffusione (definizione TRIAN), sogliatura con algoritmo KLD

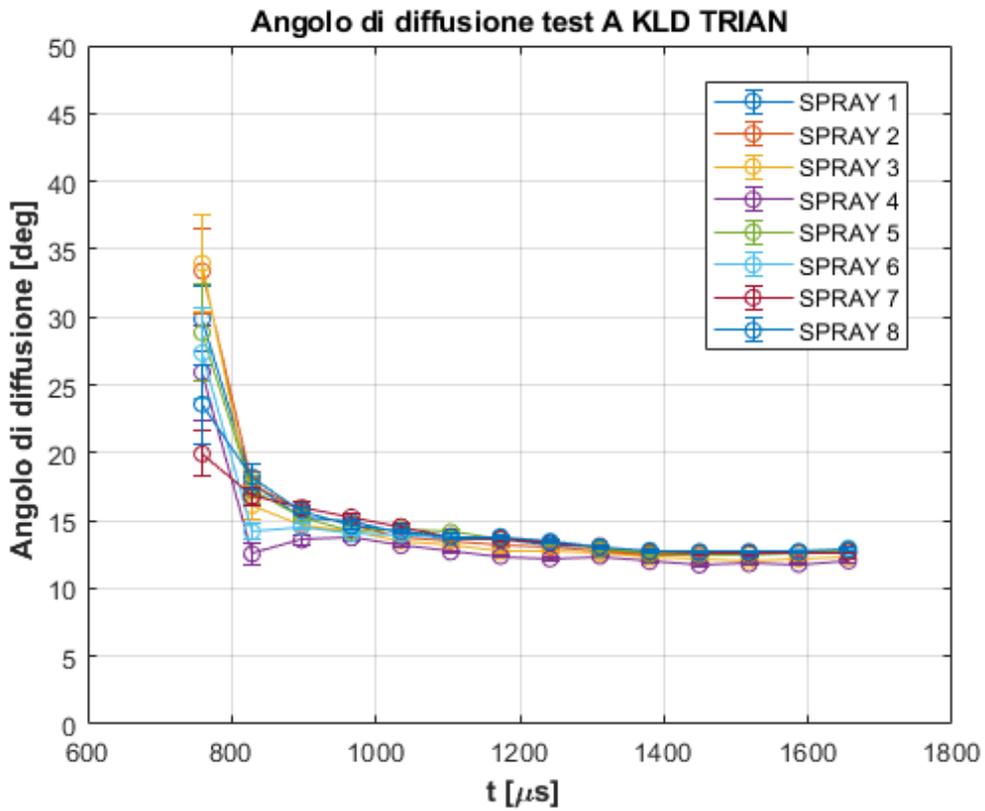


Figura 77: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione TRIAN, Test A

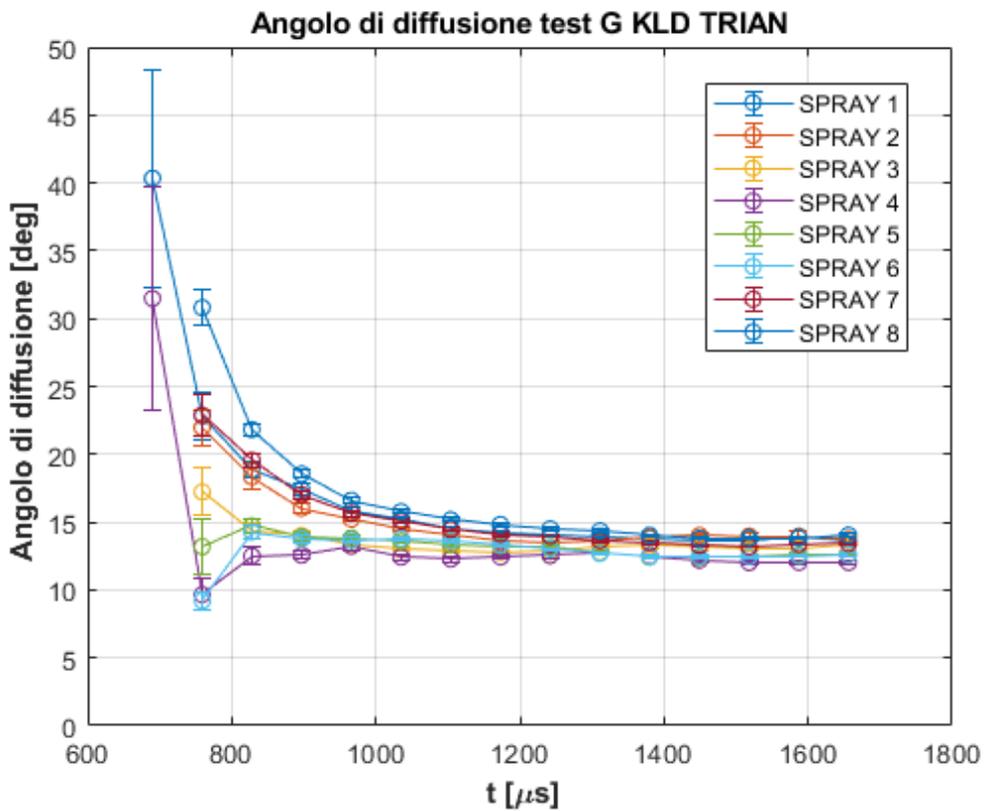


Figura 78: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione TRIAN, Test G

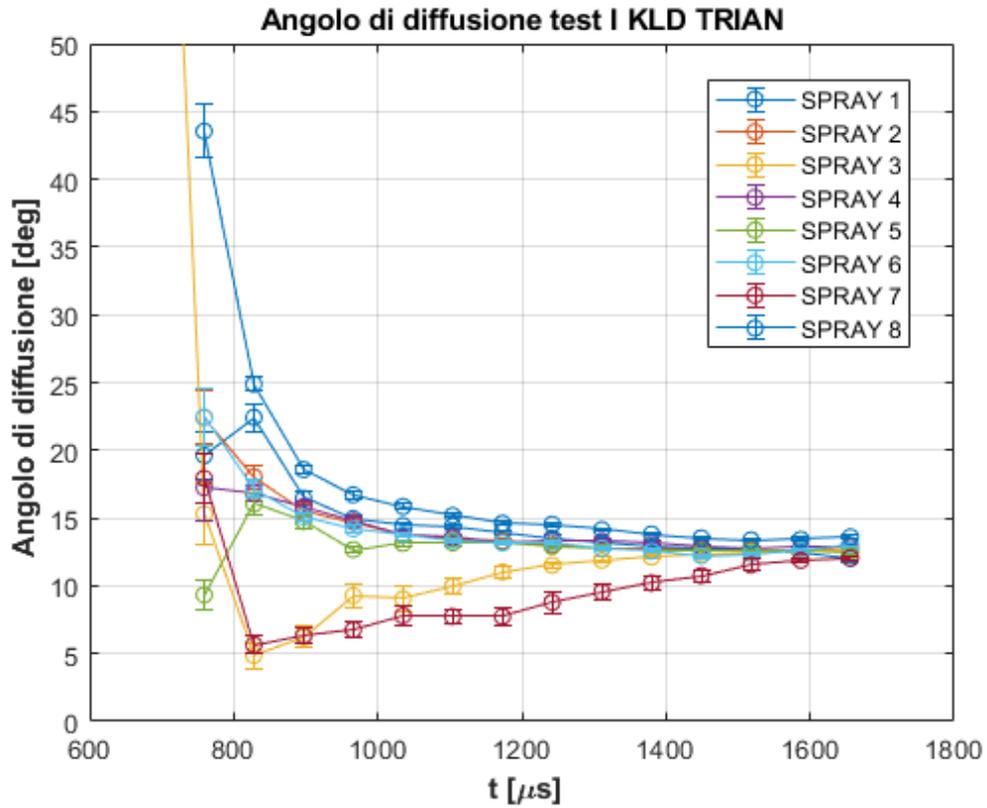


Figura 79: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione TRIAN, Test I

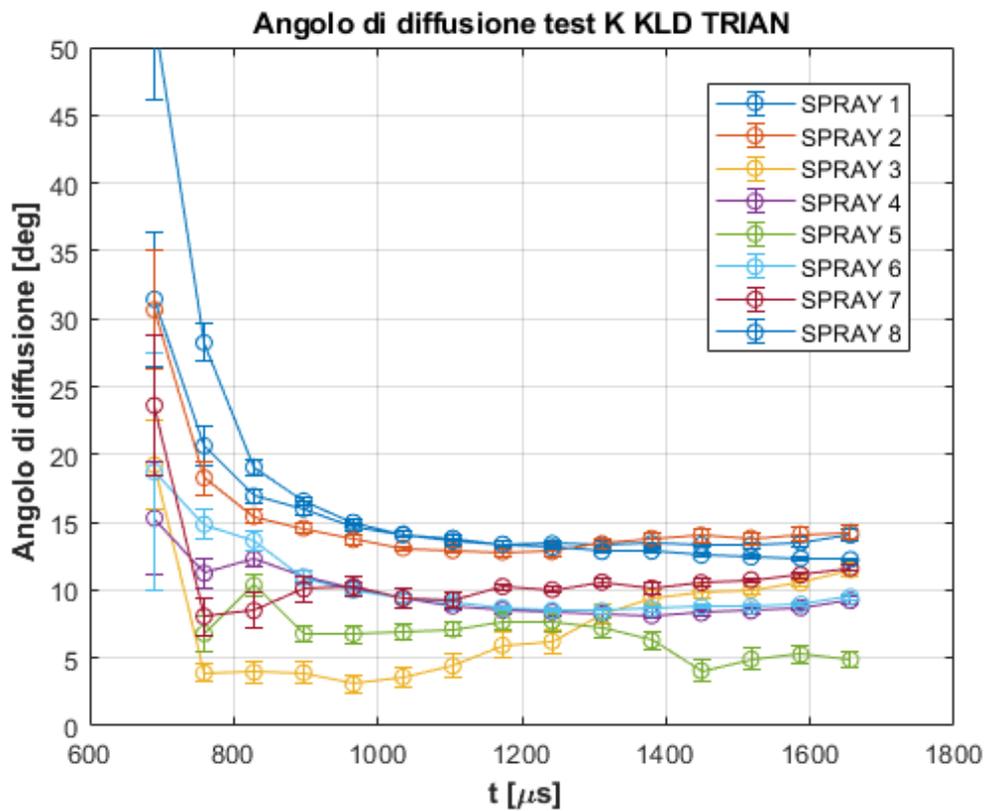


Figura 80: angoli di diffusione degli 8 getti con algoritmo KLD, definizione TRIAN, Test K

Angolo di diffusione (definizione TRIAN), sogliatura con metodo LRT

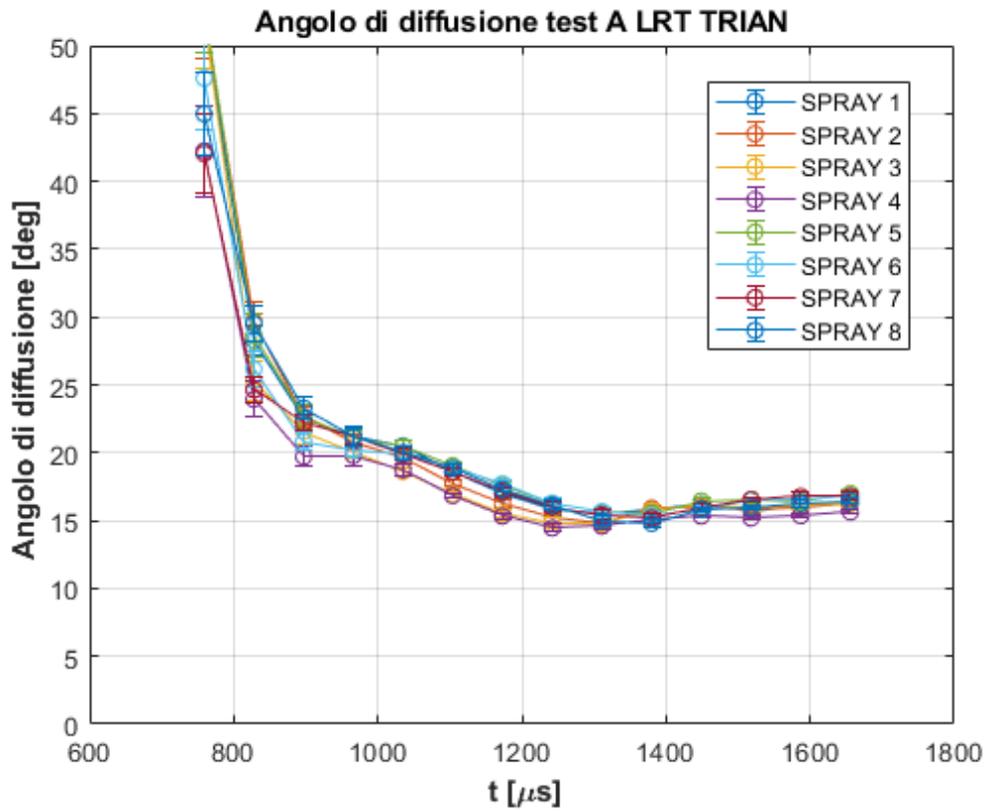


Figura 81: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione TRIAN, Test A

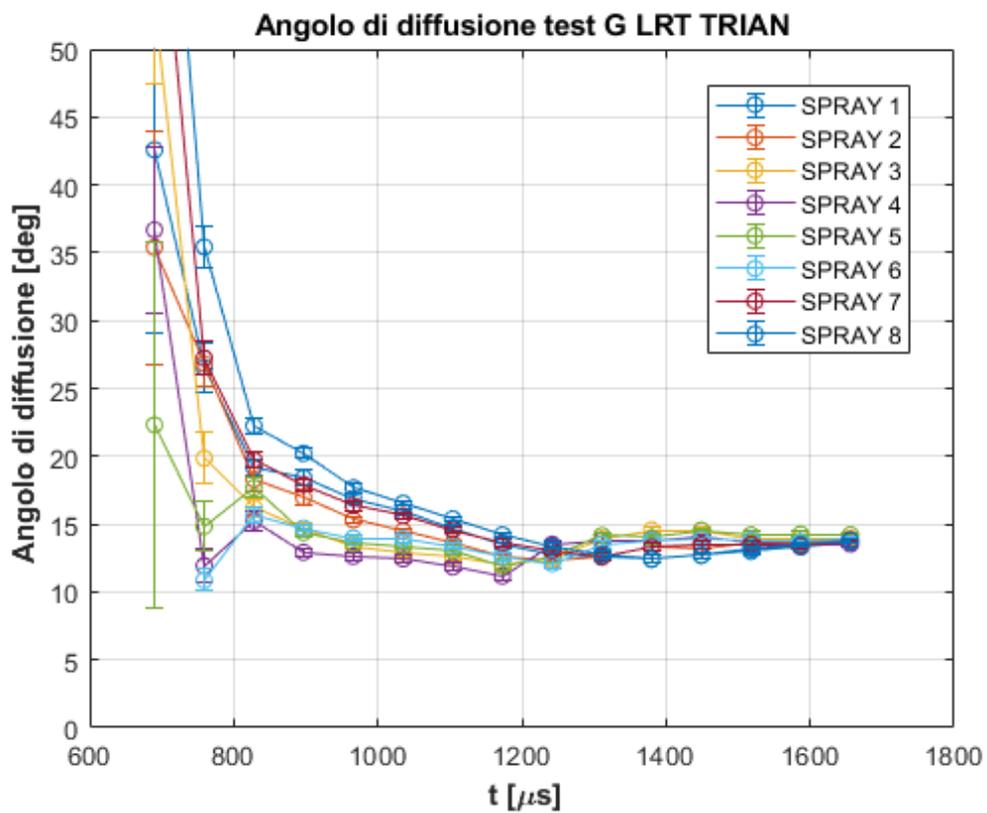


Figura 82: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione TRIAN, Test G

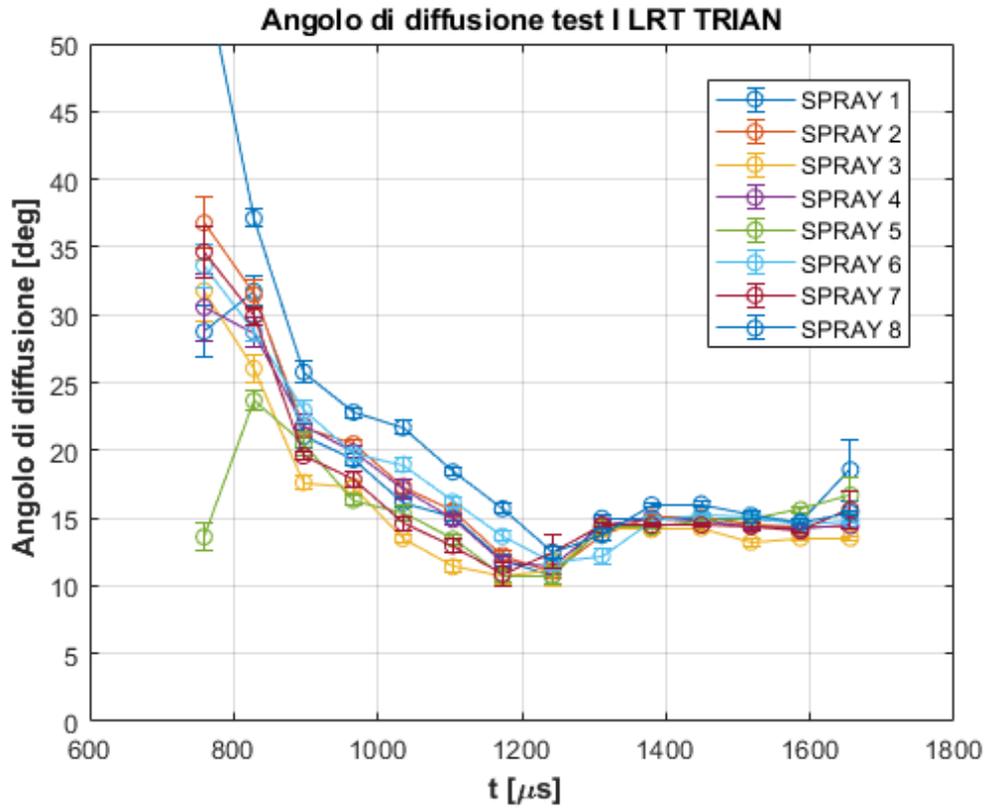


Figura 83: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione TRIAN, Test I

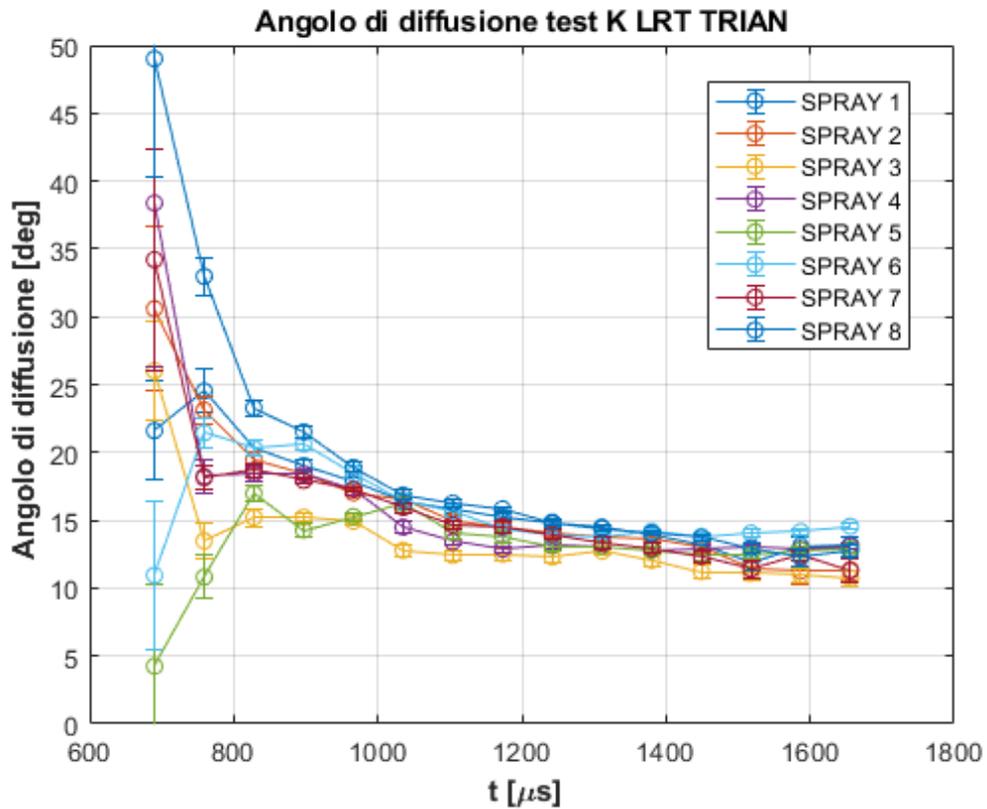


Figura 84: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo LRT, definizione TRIAN, Test K

Angolo di diffusione (definizione TRIAN), sogliatura con metodo della Massima Entropia

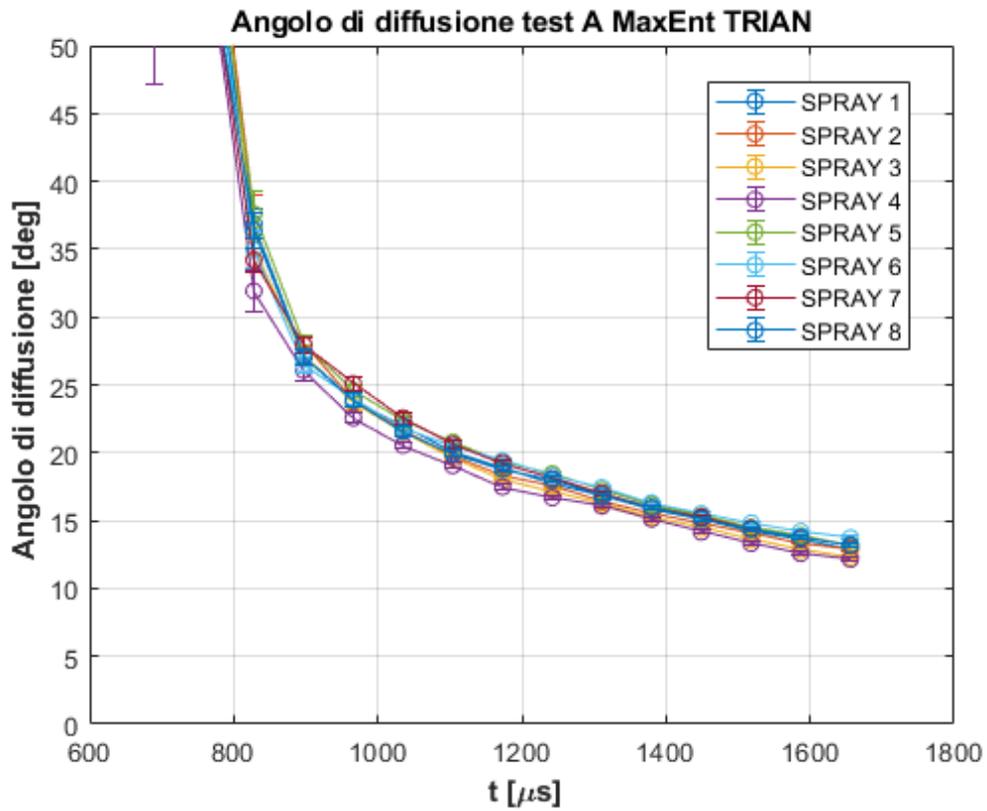


Figura 85: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione TRIAN, Test A

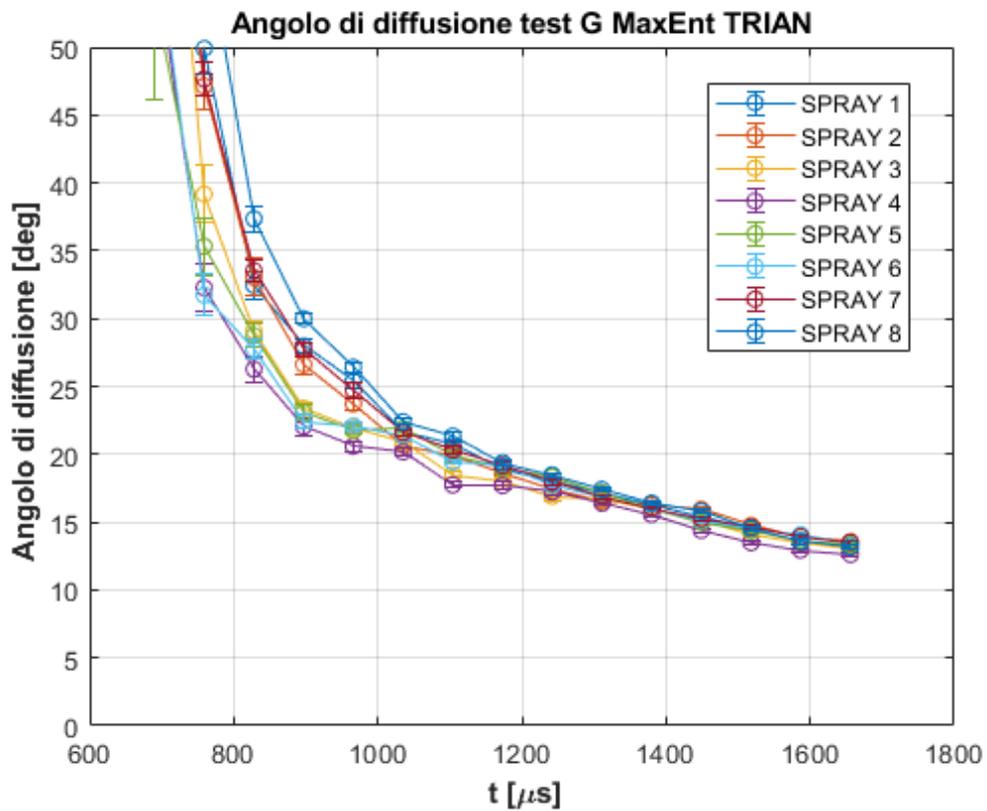


Figura 86: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione TRIAN, Test G

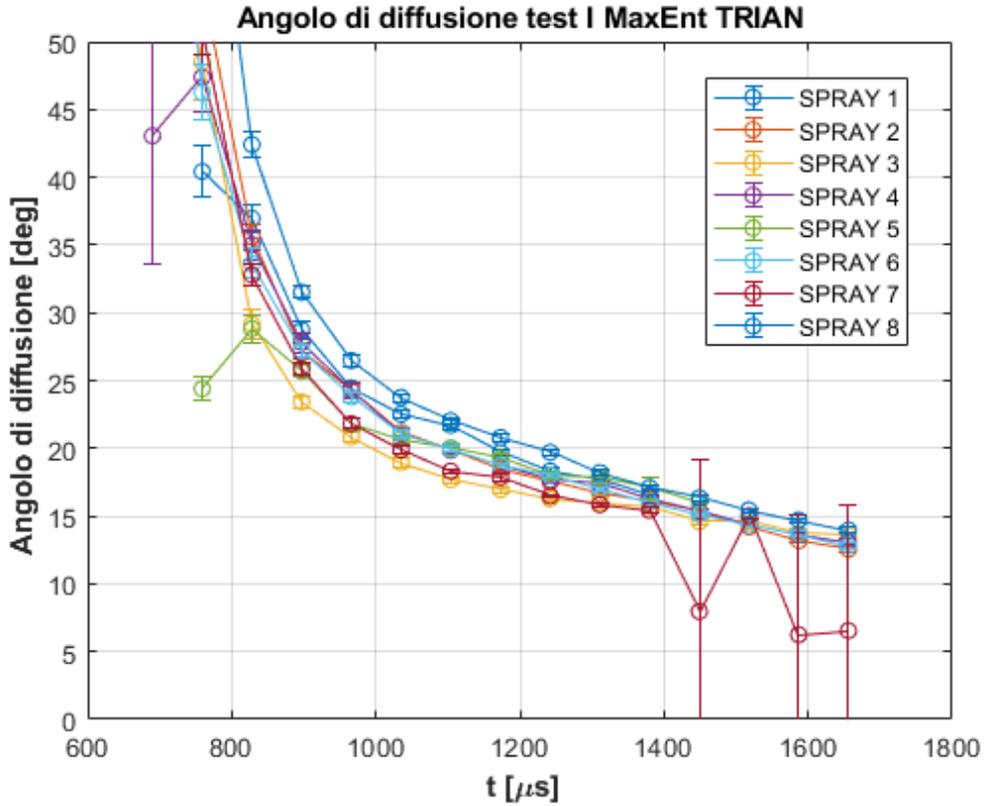


Figura 87: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione TRIAN, Test I

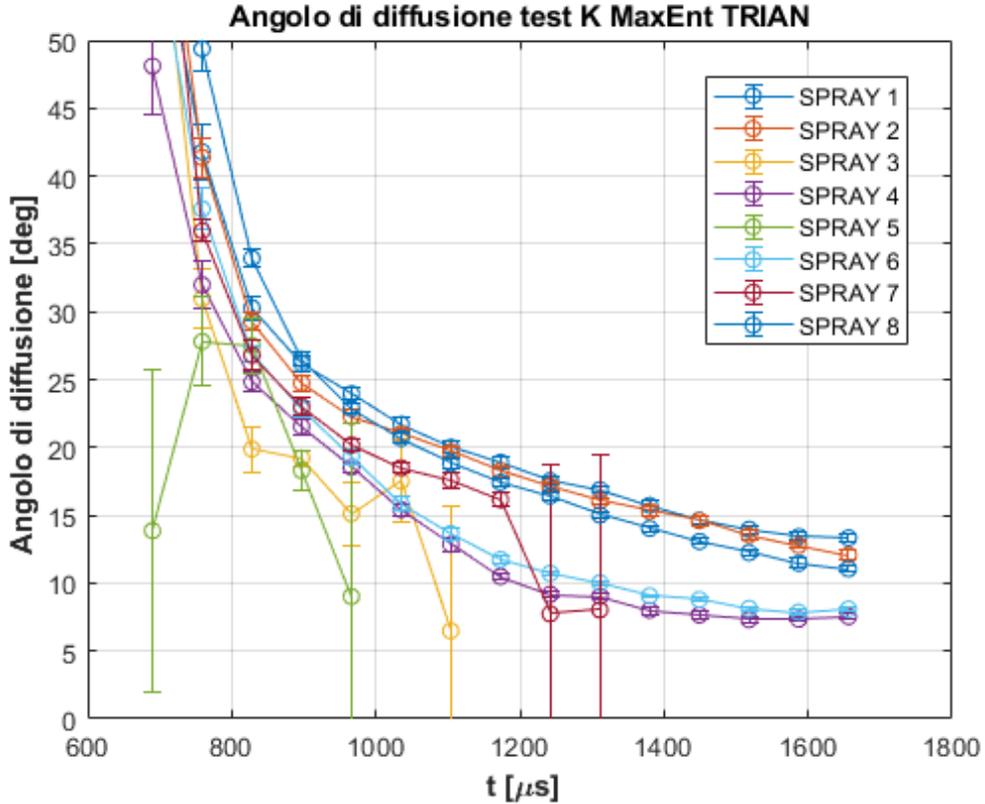


Figura 88: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo della Massima Entropia, definizione TRIAN, Test K

Angolo di diffusione (definizione TRIAN), sogliatura con metodo di Otsu

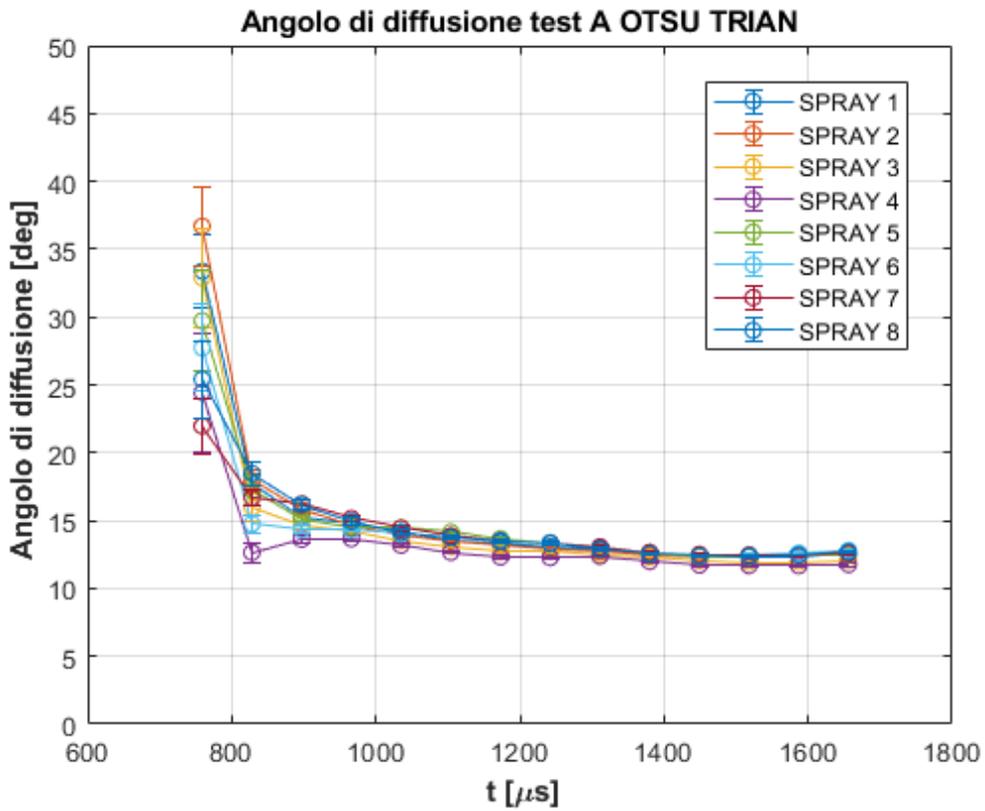


Figura 89: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione TRIAN, Test A

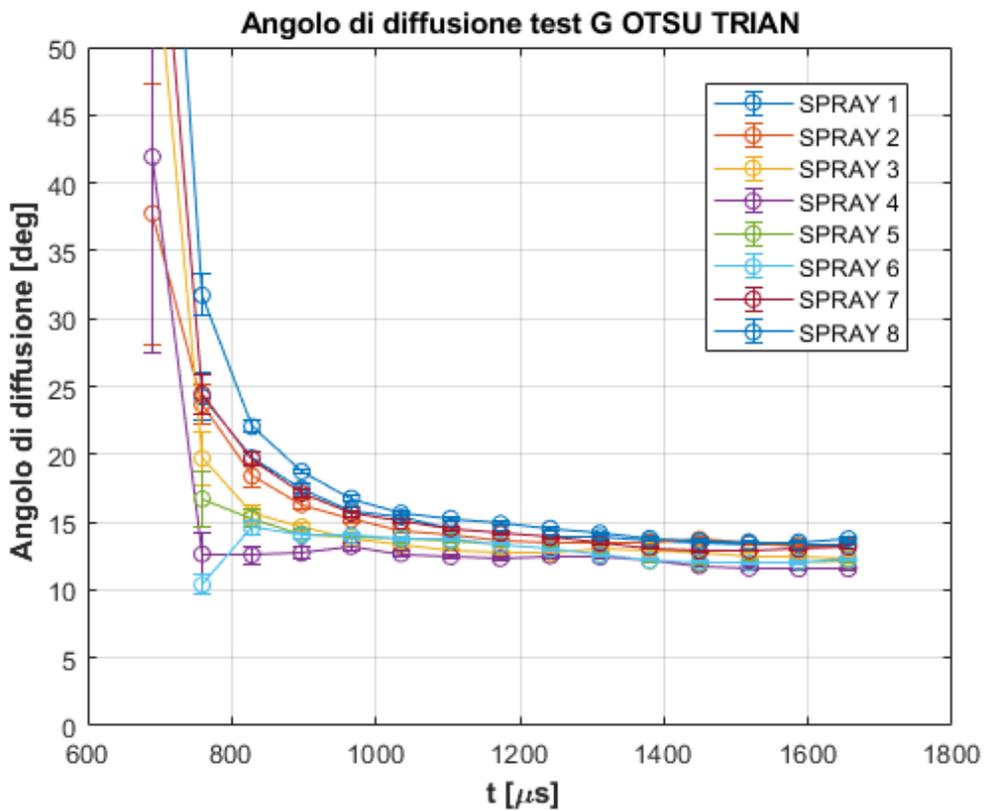


Figura 90: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione TRIAN, Test G

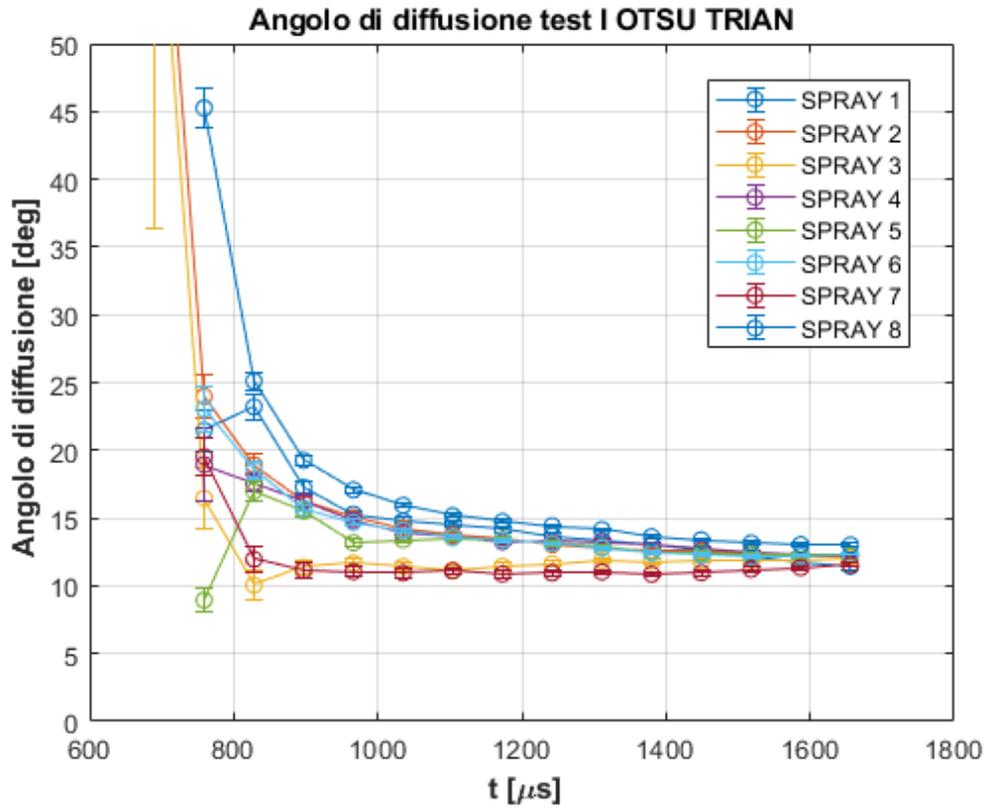


Figura 91: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione TRIAN, Test I

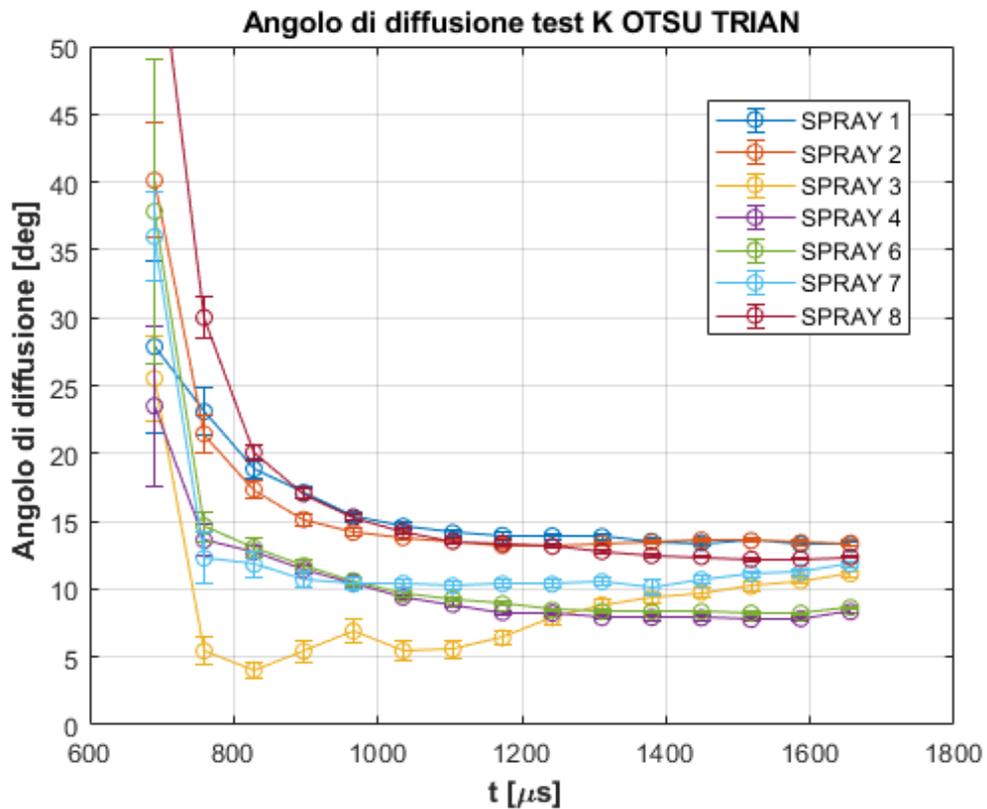


Figura 92: angoli di diffusione degli 8 getti con metodo di Otsu, definizione TRIAN, Test K

4.2. Penetrazione del getto

Nelle Figure 93-100 sono riportati gli andamenti della penetrazione degli 8 getti che compongono la rosa, per tutti i pattern di illuminazione ritenuti particolarmente significativi considerando la sogliatura con algoritmo KLD e metodo di Otsu.

Dallo studio di questi si nota come la dispersione getto-getto sia molto ridotta. Si deduce dunque che una variazione di condizioni di illuminazione non comporti evidenti differenze per quanto riguarda la penetrazione del getto.

Osservando anche dal punto di vista della variabilità del risultato dell'analisi di immagini riferite allo stesso istante (d'ora in avanti denominata semplicemente dispersione), si nota come anche una modifica dell'algoritmo di sogliatura non comporti variazioni significative nei valori di penetrazione rilevati.

Per questo motivo si è scelto di riportare, a conferma di quanto appena dichiarato, soltanto i risultati di penetrazione per i Test A-G-I-K considerando i due metodi di sogliatura sopra citati.

Penetrazione del getto, sogliatura con algoritmo KLD

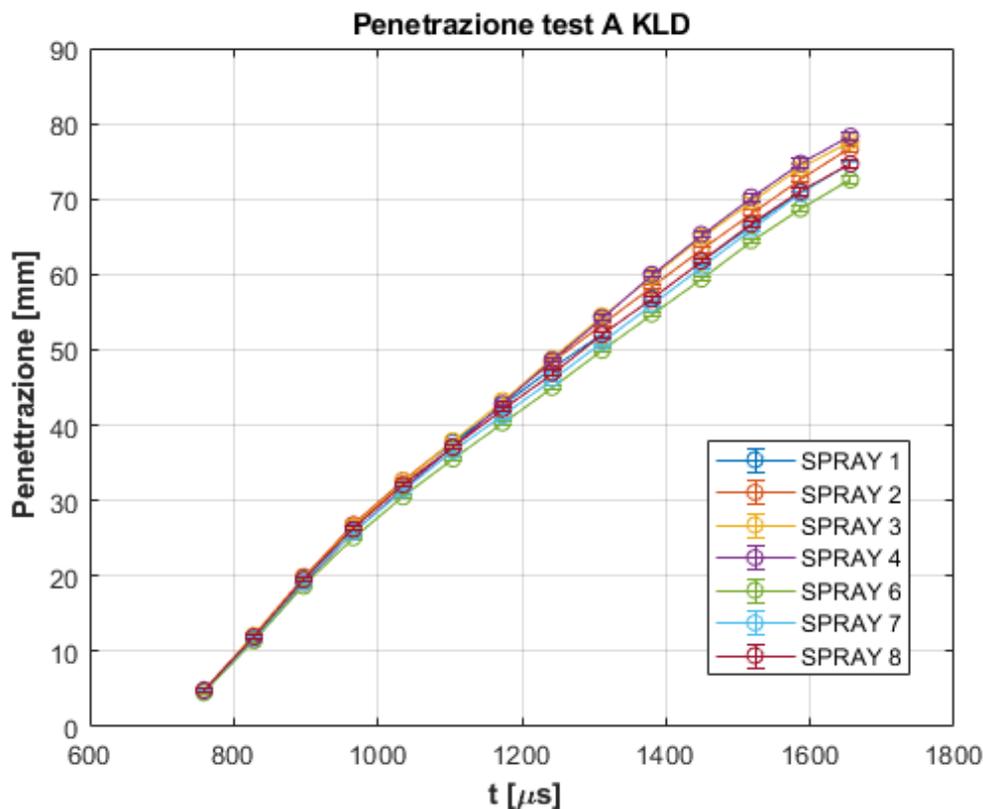


Figura 93: penetrazione degli 8 getti con algoritmo KLD, Test A

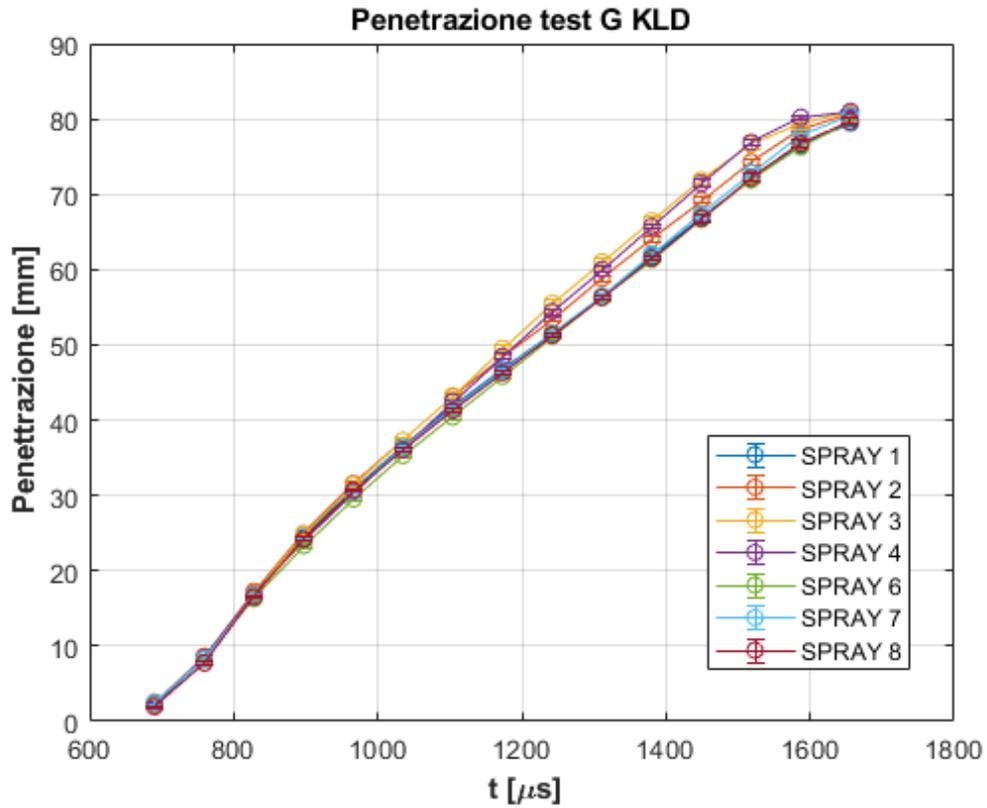


Figura 94: penetrazione degli 8 getti con algoritmo KLD, Test G

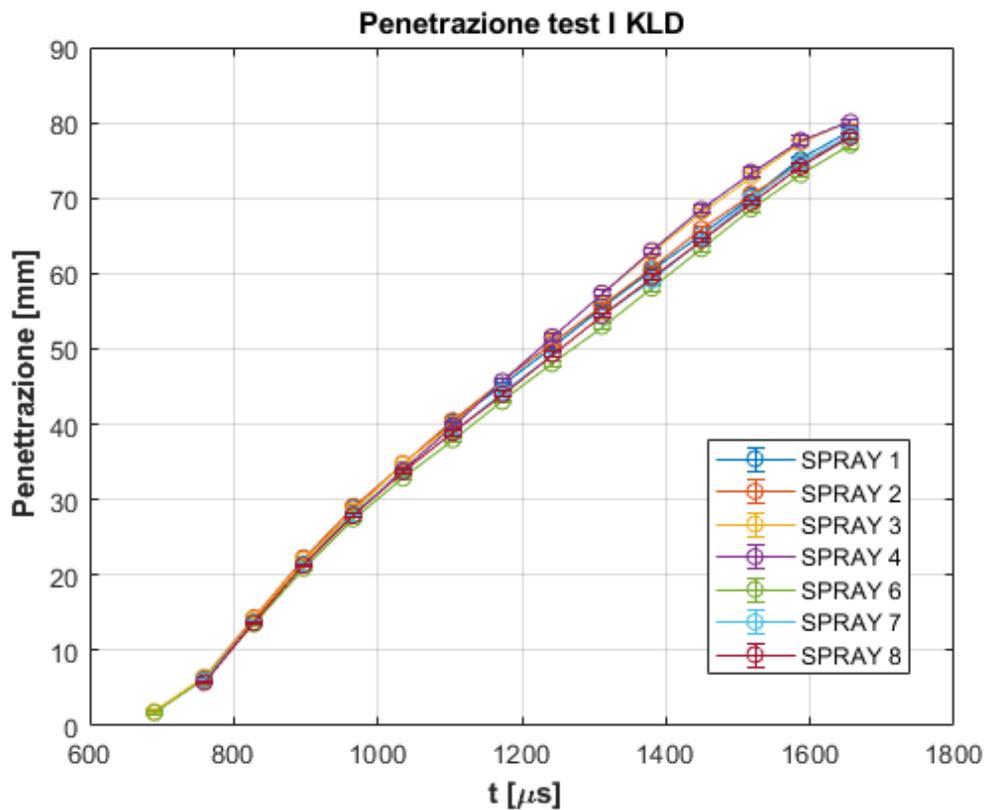


Figura 95: penetrazione degli 8 getti con algoritmo KLD, Test I

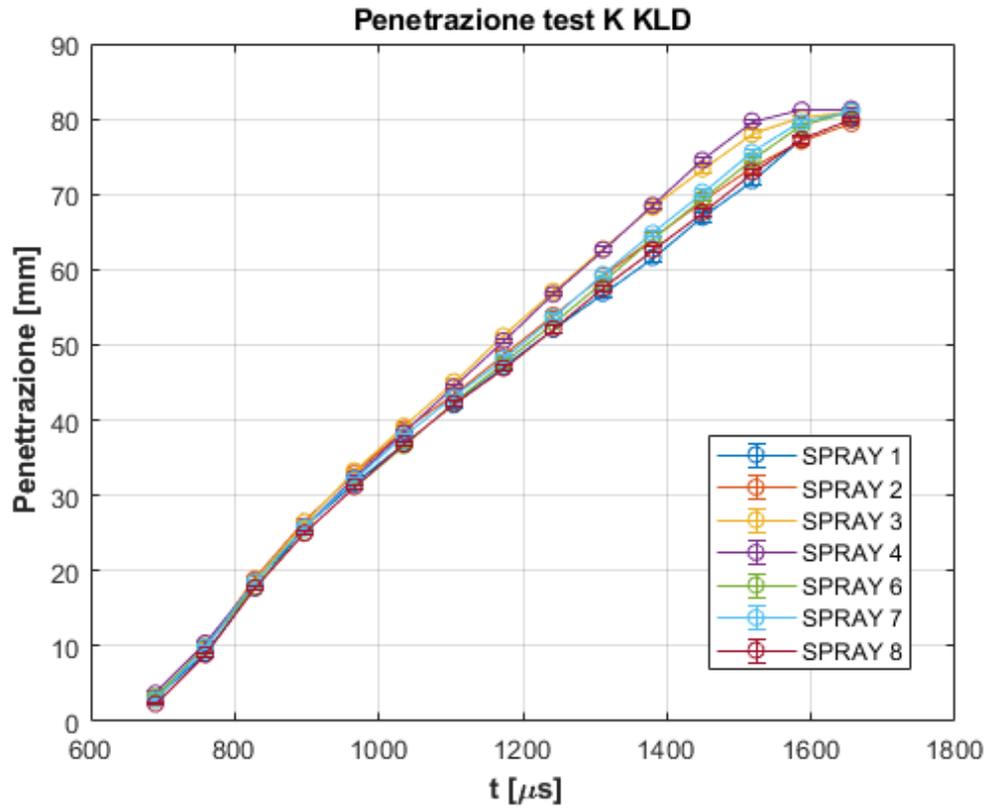


Figura 96: penetrazione degli 8 getti con algoritmo KLD, Test K

Penetrazione del getto, sogliatura con metodo di Otsu

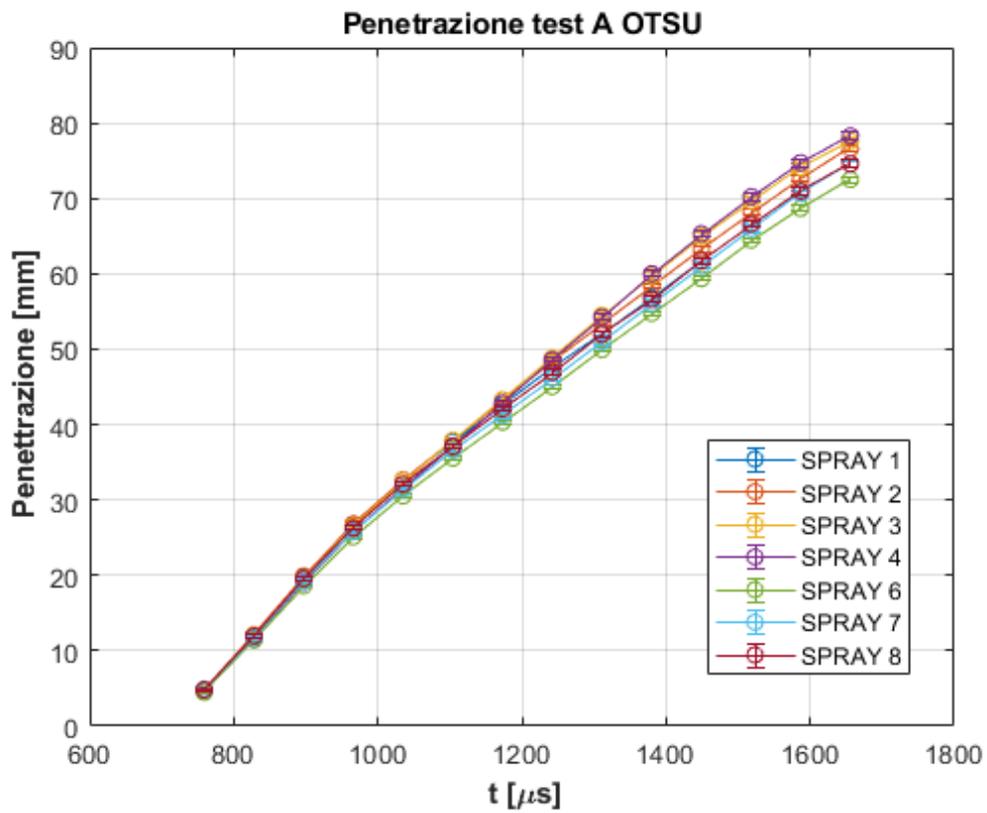


Figura 97: penetrazione degli 8 getti con metodo di Otsu, Test A

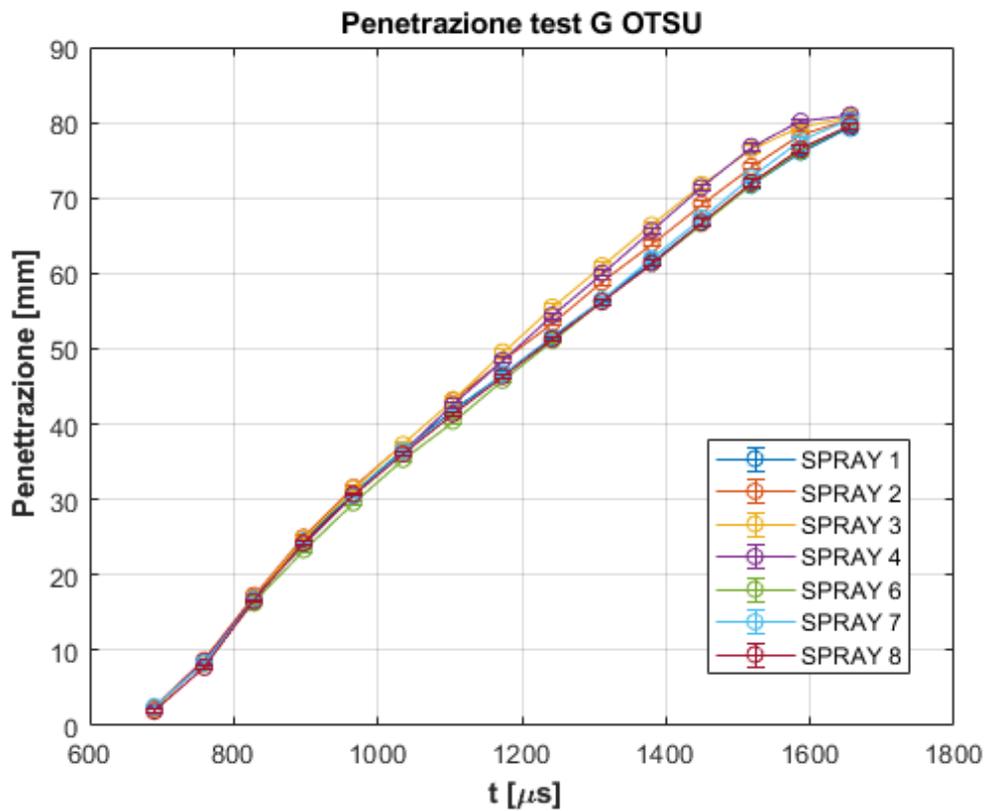


Figura 98: penetrazione degli 8 getti con metodo di Otsu, Test G

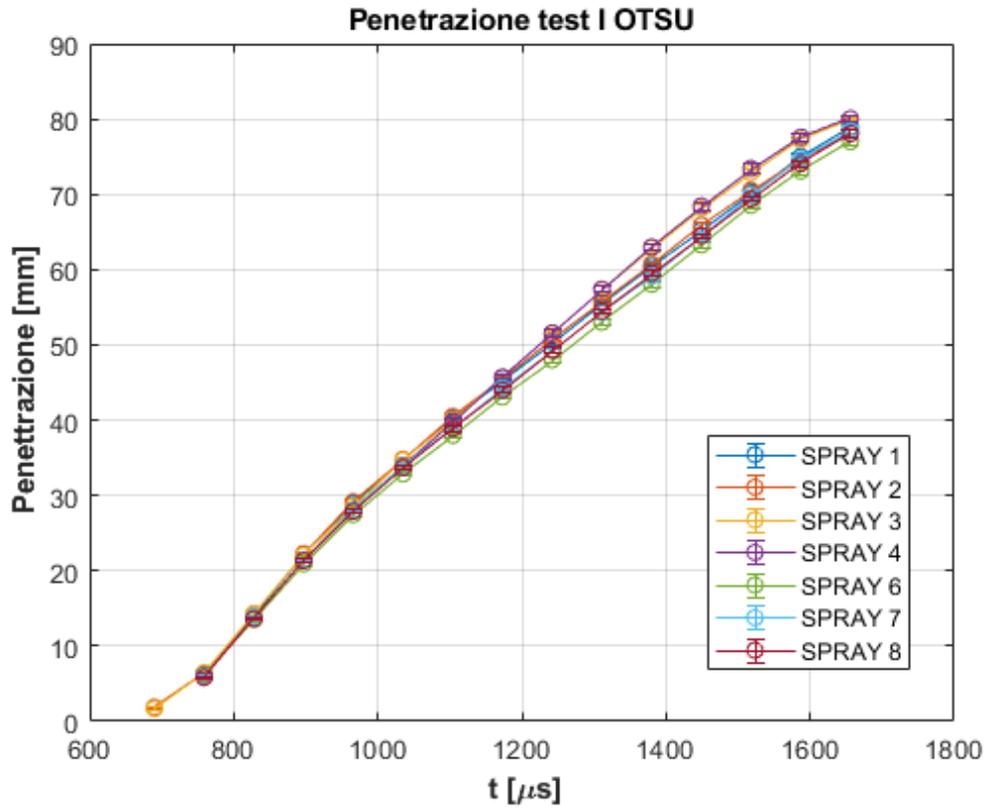


Figura 99: penetrazione degli 8 getti con metodo di Otsu, Test I

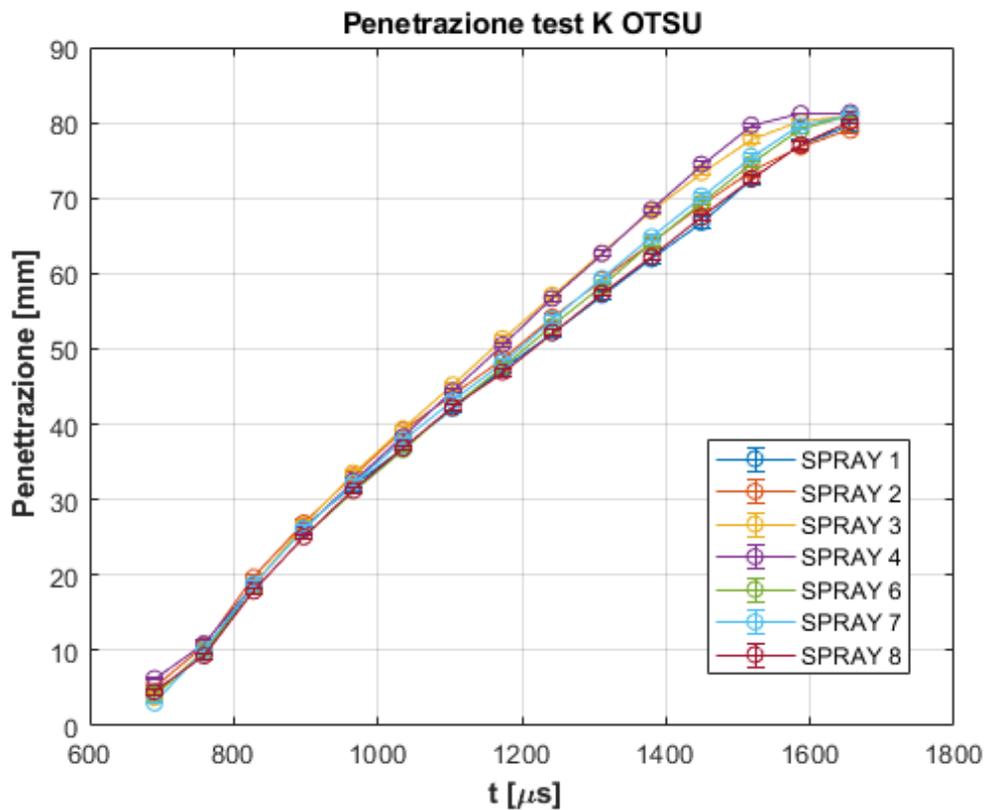


Figura 100: penetrazione degli 8 getti con metodo di Otsu, Test K

4.3. Discussioni

Dallo studio dei risultati esposti nelle sezioni precedenti si può notare come, per quanto riguarda l'angolo di diffusione, con illuminazione interna si ottenga una generale riduzione della dispersione getto-getto rispetto ai casi con illuminazione esterna; mentre una variazione del metodo di sogliatura vada ad influire solo sul tipo di evoluzione temporale, con conseguente dispersione ridotta tra i valori di angolo corrispondenti allo stesso istante.

Nello specifico si osserva come per i casi di sogliatura effettuata tramite metodo di Otsu o algoritmo KLD, nei casi di illuminazione interna omogenea, la dispersione getto-getto dei valori di angolo di diffusione sia intorno ad 1° , manifestando un andamento tendente ad un valore asintotico intorno a 13° . Le stesse condizioni di test, ma con sogliatura tramite metodo LRT o della Massima Entropia hanno fornito risultati simili ai primi, con una dispersione getto-getto ridotta ed un valore finale analogo agli altri metodi, ma il loro andamento nel tempo non raggiunge un valore asintotico. Questo comportamento ha messo in evidenza come la scelta del metodo di sogliatura debba essere effettuata in base al tipo di immagine che si intende analizzare. Uno specifico metodo potrebbe essere la migliore scelta per un certo tipo di immagine, e contemporaneamente rivelarsi inefficace con altre. Un chiaro esempio lo si ha nel caso della sogliatura con metodo LRT: nonostante sia stato implementato sulla base di [4], nel quale si legge di come gli autori lo abbiano impiegato per l'analisi di immagini di spray ottenendo degli andamenti dell'angolo di diffusione con una tendenza ad un valore asintotico, per i casi analizzati in questo lavoro non ha condotto ai medesimi risultati. La sostanziale differenza può essere identificata nelle diverse condizioni di prova realizzate per questo lavoro di tesi, che hanno portato ad avere immagini con istogrammi diversi, per i quali l'algoritmo non si è rivelato prestante come in [4]. È da notare inoltre come, per tutti i casi di illuminazione interna omogenea, sia presente un aumento di dispersione getto-getto per i valori corrispondenti al primo istante (o ai primi due) della serie.

Riguardo ai test con illuminazione interna non omogenea, tale condizione influisce principalmente sulla dispersione getto-getto dei risultati corrispondenti ai primi istanti di iniezione. Si nota infatti come la zona caratterizzata da un aumento di questa, che nei test ad illuminazione interna omogenea si registrava per i primissimi istanti di iniezione, risulta essere estesa ad un intervallo più ampio (fino a circa $1000 \mu s$). A parte tale differenza essi mostrano andamenti dell'angolo di diffusione del tutto analoghi rispetto ai primi casi analizzati, con le stesse distinzioni tra metodi di sogliatura con raggiungimento di un valore asintotico (Otsu e KLD) e senza (LRT e Massima Entropia).

Dall'osservazione dei risultati riguardanti i test con illuminazione esterna è evidente come essi mostrino una dispersione getto-getto maggiore, intorno a 5° . Rimane invariata la tendenza al raggiungimento di un valore asintotico nei casi di sogliatura con metodo di Otsu o KLD, assente nei casi di sogliatura con i metodi LRT e della Massima Entropia.

È quindi evidente come un pattern di illuminazione non ottimale porti a modificare l'informazione contenuta in un'immagine, la quale fornirà dei risultati imprecisi o, nel caso limite, renderà impossibile l'estrazione dei parametri ricercati. Con alcune immagini, infatti, quando l'illuminazione è particolarmente scarsa, l'algoritmo di analisi potrebbe persino non rilevare il getto stesso, rendendo dunque l'immagine praticamente inutilizzabile.

Per quanto riguarda la penetrazione del getto, i risultati hanno evidenziato come tale parametro non risenta in modo sensibile né di variazioni di condizioni di illuminazione né di cambiamenti di algoritmo di sogliatura. Questo in virtù del fatto che il fronte del getto è caratterizzato da densità elevata ed un bordo netto in termini di gradiente di intensità luminosa.

Conclusioni

In questo lavoro di tesi si è voluto indagare sull'influenza che le condizioni sperimentali hanno sui risultati di un'analisi ottica di spray ad alta pressione e sulla possibilità di eliminare, se non del tutto almeno in parte, la dipendenza di questi dalla tipologia di illuminazione che viene realizzata. L'informazione contenuta in un'immagine, infatti, dipende strettamente dalla tipologia di illuminazione che si realizza in quanto il sistema di acquisizione catturerà la radiazione riflessa dallo spray in analisi. Di conseguenza, un pattern non uniforme o un'illuminazione che genera delle ombre all'interno della camera andranno a compromettere significativamente i risultati di un'analisi di questo tipo.

Dall'analisi della letteratura sull'argomento è stato osservato che essenzialmente ci si affida ad illuminazioni esterne ortogonali all'asse di ripresa ottica, o frontali, in asse con il dispositivo di acquisizione immagini. Non è stato mai proposto un sistema di illuminazione interna che possa sfruttare la riflessione della luce sulle pareti laterali della camera, garantendone uniformità, senza richiedere accessi ottici di grandi dimensioni per garantire la contemporanea ripresa dell'immagine e l'illuminazione. A tale scopo, è stato realizzato un sistema di illuminazione interno alla camera con la possibilità di realizzare diversi pattern di illuminazione, in modo da poter confrontare i risultati nei diversi casi.

È stato implementato un algoritmo in ambiente Matlab per il taglio delle immagini provenienti dal sistema di acquisizione, in modo da isolarne i singoli getti che la compongono. Le immagini di spray così ottenute sono state analizzate mediante un apposito programma che per prima cosa le binarizza, per poi estrarne i parametri macroscopici (penetrazione ed angolo di diffusione). Sono stati quindi analizzati i risultati di angolo di diffusione dei getti di una stessa rosa, ottenuti con diversi metodi di sogliatura dell'immagine e con due diverse definizioni di tale parametro. È possibile concludere che l'illuminazione interna sia in grado di condurre a risultati migliori in termini di dispersione getto-getto, qualsiasi sia l'algoritmo di analisi utilizzato. Inoltre, grazie alle riflessioni generate dalle superfici laterali, l'illuminazione interna consente di limitare molto l'influenza del livello ed uniformità di illuminazione sui risultati ottenuti.

Aver utilizzato diversi metodi di sogliatura ha permesso inoltre di mettere in risalto come la scelta di un criterio per la binarizzazione dell'immagine sia una parte fondamentale nella definizione dell'analisi che si intende effettuare. Questa scelta sarà strettamente dipendente dal tipo di setup sperimentale di cui si dispone e, di conseguenza, dal tipo di immagine che si ottiene con esso. È comunque da sottolineare come l'algoritmo KLD ed il metodo di Otsu abbiano

mostrato risultati del tutto confrontabili, sia in termini di valori che di evoluzione, in tutte le condizioni di illuminazione realizzate.

Infine, per tutti i casi analizzati, si è osservata una dispersione getto-getto maggiore per i primi istanti, motivo per cui si potrebbe pensare di condurre delle prove ulteriori aumentando gli FPS della videocamera e concentrando l'acquisizione nelle prime fasi dell'iniezione in modo da poter caratterizzarla al meglio.

Bibliografía

- [1] J. Seneschal et al. *A fully automatic system for the morphology characterization of high pressure diesel sprays*. No. 2004-01-0025. SAE Technical Paper, 2004.
- [2] G. Rubio-Gómez et al. "Automatic macroscopic characterization of diesel sprays by means of a new image processing algorithm." *Measurement Science and Technology* 29.5 (2018): 055406.
- [3] F. Payri et al. "Engine combustion network: Influence of the gas properties on the spray penetration and spreading angle." *Experimental thermal and fluid science* 53 (2014): 236-243.
- [4] J. V. Pastor, et al. "Segmentation of diesel spray images with log-likelihood ratio test algorithm for non-Gaussian distributions." *Applied optics* 46.6 (2007): 888-899.
- [5] B. Mohan et al. "Macroscopic spray characterization under high ambient density conditions." *Experimental thermal and fluid science* 59 (2014): 109-117.
- [6] F. Payri et al. "Optimal feature extraction for segmentation of Diesel spray images." *Applied optics* 43.10 (2004): 2102-2111.
- [7] J. V. Pastor, J. Arregle, and A. Palomares. "Diesel spray image segmentation with a likelihood ratio test." *Applied optics* 40.17 (2001): 2876-2885.
- [8] E. Delacourt, B. Desmet, and B. Besson. "Characterisation of very high pressure diesel sprays using digital imaging techniques." *Fuel* 84.7-8 (2005): 859-867.
- [9] F. Payri et al. "Determination of the optical depth of a DI diesel spray." *Journal of mechanical science and technology* 25.1 (2011): 209-219.
- [10] Irene Ruiz-Rodriguez et al. "Investigation of Spray Angle Measurement Techniques." *IEEE Access* 7 (2019): 22276-22289.
- [11] Jaclyn E. Johnson, Jeffrey D. Naber, and Seong-Young Lee. "Characterizing diesel fuel spray cone angle from back-scattered imaging by fitting Gaussian profiles to radial spray intensity distributions." *Journal of engineering for gas turbines and power* 134.6 (2012).

- [12] C. Petit et al. "Characterization of Diesel Spray Images Using A Shape Processing Methodology." *Image Analysis & Stereology* 24.2 (2005): 95-104.
- [13] Jiaqing Shao et al. "Quantitative characterization of diesel sprays using digital imaging techniques." *Measurement Science and Technology* 14.7 (2003): 1110.
- [14] V. Macian et al. "Experimental evaluation of the best approach for diesel spray images segmentation." *Experimental Techniques* 36.6 (2012): 26-34.
- [15] A. Cronhjort and F. Wåhlin. "Segmentation algorithm for diesel spray image analysis." *Applied optics* 43.32 (2004): 5971-5980.
- [16] R. J. H. Klein-Douwel et al. "Macroscopic diesel fuel spray shadowgraphy using high speed digital imaging in a high pressure cell." *Fuel* 86.12-13 (2007): 1994-2007.
- [17] C. Solomon and T. Breckon, *Fundamentals of Digital Image Processing, a Practical Approach with Examples in Matlab*. John Wiley & Sons, 2011.
- [18] A. Bottega, "Analisi di spray: Tecnica tomografica per il rilevamento meccanico della quantità di moto ed elaborazione di immagini digitali mediante trasformata di Løeve-Karhunen, 2018
- [19] Level Otsu, N. "A threshold selection method from gray-level histogram." *IEEE Trans. Syst. Man Cybern* 9.1 (1979): 62-66.
- [20] Kapur, Jagat Narain, Prasanna K. Sahoo, and Andrew KC Wong. "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram." *Computer vision, graphics, and image processing* 29.3 (1985): 273-285.
- [21] MATLAB. (2019). *9.6.0.1214997 (R2019a)*. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc.
- [22] Naber, Jeffrey D., and Dennis L. Siebers. "Effects of Gas Density and Vaporization on Penetration and Dispersion of Diesel Sprays." *SAE Transactions*, vol. 105, 1996, pp. 82–111.