

## Volumetrische Messung wandnaher Strömungen

### Volumetric near wall flow measurements

**T. Fuchs, C. J. Kähler**

Institut für Strömungsmechanik und Aerodynamik, Universität der Bundeswehr München, Werner-Heisenberg-Weg 39, 85577 Neubiberg

PTV, wandnahe Strömungen

PTV, near wall flows

### Zusammenfassung

In diesem Beitrag wird eine volumetrische Partikelpositionsbestimmungsmethode, welche hohe Seedingdichten erlaubt und gleichzeitig Geisterpartikel unterdrückt, vorgestellt. Weiterhin wird ein Partikel Tracking Algorithmus analysiert, welcher auch bei hohen Seedingdichten verlässliche Verschiebungsbestimmungen erreicht. Zusammen sind diese Methoden geeignet um Strömungen mit großen Geschwindigkeitsgradienten aufzulösen. Sowohl synthetische Datenanalysen als auch die Messergebnisse einer wandnahen Grenzschichtströmung unterstützen diese Aussage.

### Einleitung

Wandnahe Strömungsmessungen stellen eine besondere Herausforderung dar, da der Geschwindigkeitsgradient in der Regel sehr hoch ist. Particle Image Velocimetry (PIV) Methoden unterschätzen diesen Gradienten durch die räumliche Mittelung aufgrund der endlichen Korrelationsfenstergröße (Kähler et al. 2012a, Kähler et al. 2012b). Dahingegen bietet Particle Tracking Velocimetry (PTV) für mittlere Felder eine deutlich bessere räumliche Auflösung, bis in den sub-Pixel bzw. sub-Voxel Bereich, wodurch der systematische Messfehler deutlich abnimmt.

Weiterhin ist es zur Auflösung kleinräumiger Strömungsstrukturen und zur Verbesserung der Messeffizienz erstrebenswert eine möglichst hohe Seedingdichte zu erreichen. Bei volumetrischen Strömungsmessungen ist die Bestimmung der räumlichen Partikelpositionen aus verschiedenen Kameraperspektiven sehr anspruchsvoll. Eine Möglichkeit zur Positionsbestimmung von Partikeln im Raum ist die sogenannte 3D-PTV Methode (Maas et al. 1993). Bei dieser auf der Epipolargeometrie basierenden Methode werden die Partikelpositionen mithilfe der Sensorpositionen zweier korrespondierender Partikelbilder trianguliert (siehe Abb. 1 links). Es besteht jedoch die Schwierigkeit korrespondierende Partikelbilder zu identifizieren (siehe Abb.1 rechts), da der Suchbereich für ein korrespondierendes Partikelbild auf dem zweiten Sensor durch die Epipolarlinie beschrieben wird. Mit zunehmender Messvolumentiefe und Partikelbilddichte wird die Zuordnung nicht mehr eindeutig, da mehrere Partikelbilder in Frage kommen. Bei Erhöhung der Kameraanzahl können Mehrdeutigkeiten teilweise aufgelöst werden, wobei die maximale Partikelbilddichte unter 0.01 Partikel pro Pixel (ppp) liegt.

Höhere Partikelbilddichten werden bei der tomographischen PIV Methode erreicht (Elsinga et al. 2006). Jedoch besteht das Problem, dass auch hier Mehrdeutigkeiten auftreten, sogenannte Geisterpartikel, welche nicht existierende rekonstruierte Partikelpositionen beschreiben. Diese Geisterpartikel haben einen erheblichen Einfluss auf die Ergebnisse und sorgen

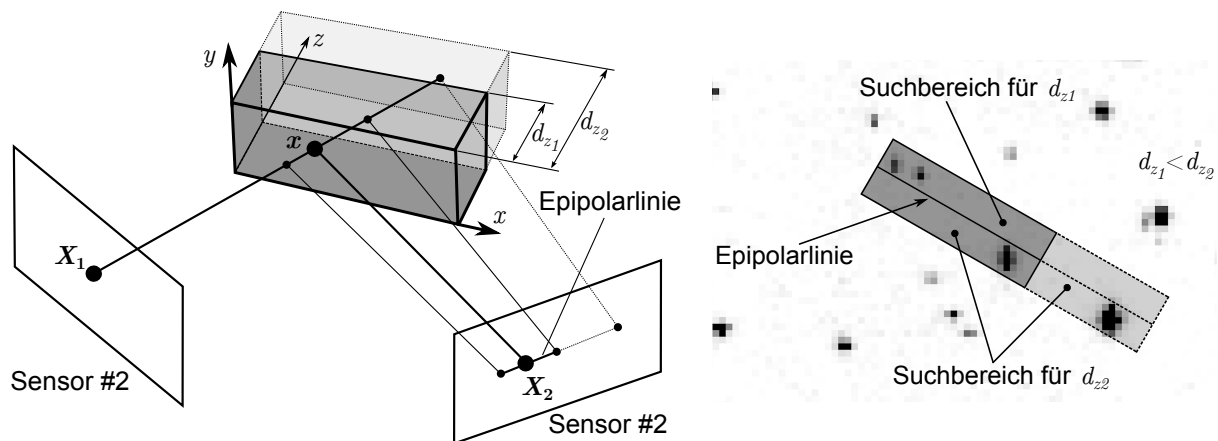


Abb. 1: 3D-PTV Positionsbestimmung

unter anderem dafür, dass Geschwindigkeitgradienten bei volumetrischen PTV als auch PIV Auswertungen unterschätzt werden (Elsinga et al. 2010, Elsinga und Togkoz 2014).

In diesem Beitrag wird eine Methode vorgestellt, welche eine Rekonstruktion der Partikelpositionen mit geringem Anteil an Geisterpartikeln erreicht (Fuchs et al. 2016). Dadurch wird eine verlässliche Geschwindigkeitsbestimmung mittels PTV ermöglicht. Der Fokus liegt dabei auf Doppel-Puls Messungen, da diese im Gegensatz zu zeitaufgelösten Systemen Vorteile bieten. Zum einen erlauben Doppel-Puls Systeme Messungen bei hohen Strömungsgeschwindigkeiten, während zeitaufgelöste Daten nur bei kleinen Geschwindigkeiten gemessen werden können sind, d.h. unter 30 m/s. Des Weiteren sind Doppel-Puls Systeme weniger komplex und kostengünstiger.

Es wird im Folgenden zunächst die Rekonstruktionsmethode vorgestellt und anschließend ein PTV Algorithmus, welcher die Partikelverschiebungen selbst bei hohen Seedingdichten verlässlich bestimmen kann. Zur Analyse werden sowohl synthetische als auch experimentelle Daten vorgestellt.

### Volumetrische Positionsbestimmung

Zur volumetrischen Positionsbestimmung der Partikel wird zunächst eine tomographische Rekonstruktion durchgeführt, wie in Abb. 2 schematisch dargestellt. Im Anschluss werden die Koordinaten der rekonstruierten Partikel im Voxelaum, welcher echte Partikel als auch Geisterpartikel enthält, mittels ihres Massenschwerpunkts bestimmt. Diese Voxelkoordinaten können dann mithilfe der Kalibrierfunktion zurück auf den Sensor projiziert werden. Demnach erhält man die Sensorkoordinaten der Partikelbilder aus denen die Partikel rekonstruiert wurden. Dies ermöglicht die einfache Zuordnung der korrespondierenden Partikelbilder auf den Sensoren.

Zur Identifikation von Mehrdeutigkeiten wird jetzt überprüft ob den Partikelbildern auf den jeweiligen Sensoren mehrere räumliche Koordinaten zugeordnet werden. Im Falle mehrerer Zuordnungen wird das betreffende Partikelbild im Weiteren nicht mehr verwendet. Die finale Bestimmung der räumlichen Partikelposition erfolgt mittels Triangulation aus mindestens zwei korrespondierenden Partikelbildern, welche keine mehrdeutige Zuordnung aufweisen. Die Effizienz der Rekonstruktion wird im Folgenden mithilfe eines synthetischen Datensatzes analysiert.

Der synthetische Datensätze umfasst eine Messvolumengröße von  $800 \times 800 \times 50$  voxel<sup>3</sup>, bei Partikelbilddichten von 0,01 bis 0,07 ppp. Die Intensität der Partikelbilder beträgt  $512 \pm 100$  counts und der Durchmesser  $2 \pm 0,5$  Pixel. Die hier vorgestellte Methode, genannt tomographische Prädiktor (TP) Methode, wird dabei mit der 3D-PTV Methode verglichen. Abbildung 3 (links) zeigt die korrekt rekonstruierten Partikelpositionen, d.h. sie haben einen maximalen Abstand von 1.25 Voxeln zur tatsächlichen Position. Die TP Methode kann bei

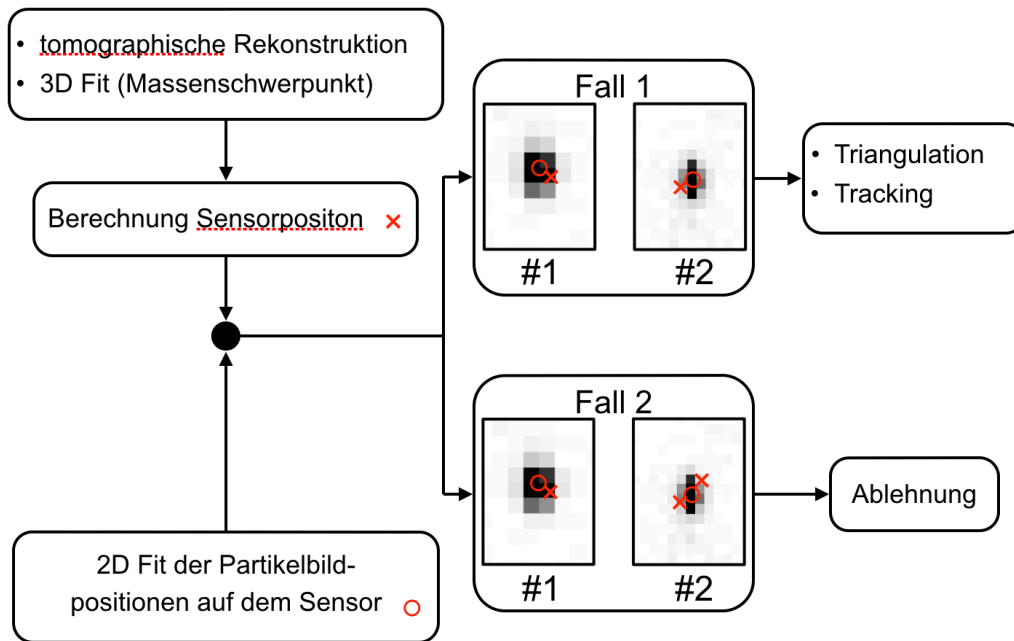


Abb. 2: Prinzip tomographischer Prädiktor

niedrigen Partikelbildichten nahezu alle 3D Positionen korrekt identifizieren, während bei höheren ppp Werten maximal 75% an korrekten Positionen bestimmt werden. Die 3D-PTV Methode weist dagegen eine deutlich schlechtere Rekonstruktionsbilanz auf. Bei niedrigen ppp Werten werden maximal 80% korrekte Rekonstruktionen erreicht; bei hohen ppp Werten lediglich noch 35%. Zur verlässlichen Geschwindigkeitsbestimmung mittels Tracking ist ein möglichst niedriger Anteil an Geisterpartikeln notwendig. Abbildung 3 (rechts) zeigt, dass die TP Methode, unabhängig von der Partikelbildichte, Geisterpartikel unterdrückt, wohingegen bei der 3D-PTV Methode selbst bei niedrigen ppp Werten eine relativ hohe Anzahl an Geisterpartikeln vorhanden ist.

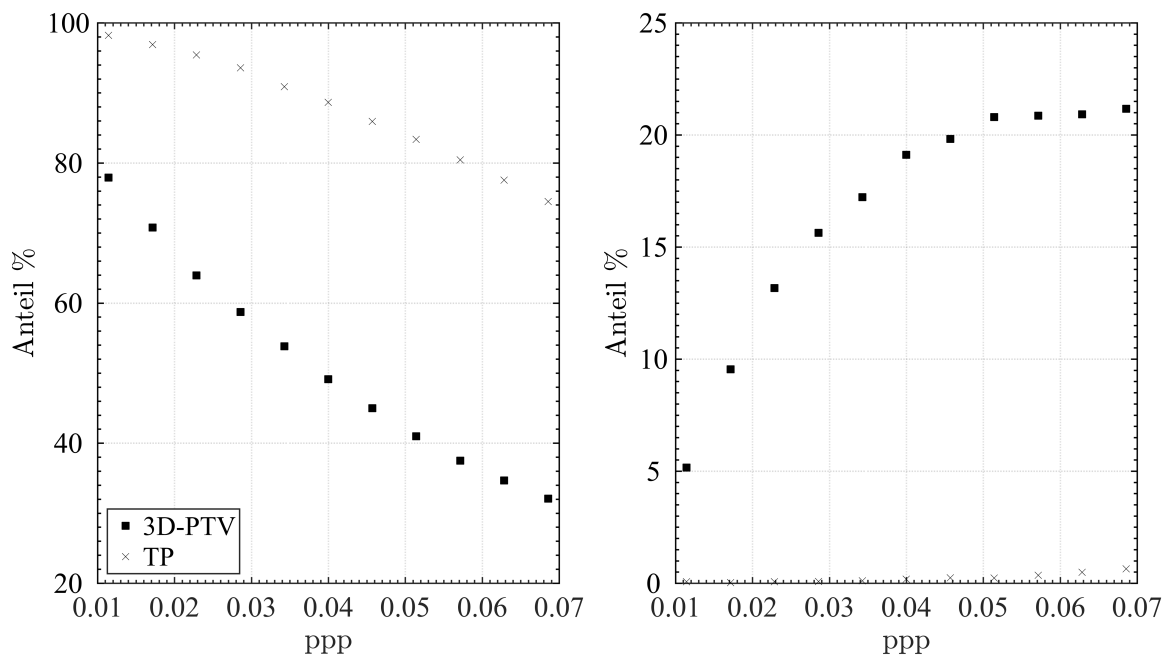


Abb. 3: (links) Anteil korrekt rekonstruierter Partikelpositionen. (rechts) Anteil Geisterpartikel in der Rekonstruktion.

## Partikelverschiebungsbestimmung

Die verlässliche Bestimmung der Partikelverschiebungen zwischen zwei Aufnahmen ist besonders bei hohen Seedingdichten sehr anspruchsvoll. Liegt der mittlere Abstand zwischen den Partikeln in einem größeren Bereich als die Verschiebungen der Partikel, ist ein einfacher "Nearest Neighbor" (NN) Tracking Algorithmus ausreichend. Wenn jedoch die Verschiebungen größer sind als die Partikelabstände, dann ist es notwendig die Verschiebungen der umliegenden Partikel zu analysieren um die korrekten Tracks zu finden (Ohmi und Li 2000).

Der in dieser Arbeit vorgestellte Doppel-Puls Tracking Algorithmus ermöglicht eine effiziente und robuste Auswertung der Partikelverschiebungen bei hohen Partikelbildichten. Die Bestimmung des Verschiebungsfelds erfolgt dabei in drei Schritten (Illustration in Abb. 4):

1. Bestimmung aller möglichen Partikelverschiebungen (durchgezogene Linien) zwischen dem Partikel von Interesse  $P_1$  (schwarz gefüllt) und seiner  $k = 3$  Nachbarn  $N_{1,2,3}$  (grau gefüllt) zu den Partikeln (nicht gefüllt) in den nachfolgenden Zeitschritt, welche im Bereich des maximalen Verschiebungsbereichs (gestrichelte Linien) liegen
2. Abschätzung der Maxima der Histogramme aller möglichen Verschiebungen der Partikel  $P_1$  und  $N_{1,2,3}$  für jede räumliche Richtung
3. Die Verschiebung von  $P_1$  zu  $t+\Delta t$  welche die kleinste absolute Abweichung von den Maximalwerten aufweist wird als wahrscheinlichste Verschiebung identifiziert (hier: das nicht gefüllte schwarze Partikel)

Um eine statistische Analyse zu ermöglichen wird die Schrittweite des Histogramms durch den gerundeten Wert eines Zehntels aller möglichen Verschiebungen festgelegt, wobei die Minimalzahl der Bins fünf beträgt. Für den vorliegenden Fall in Abb. 4 gibt es sieben mögliche Verschiebungen, so dass die Binanzahl  $7/10 \approx 1$  wäre. Folglich würde die Binanzahl auf den Minimalwert fünf festgelegt werden. Die Maxima der Histogramme werden dann mithilfe eines Gauss Fits bestimmt um die Genauigkeit zu erhöhen.

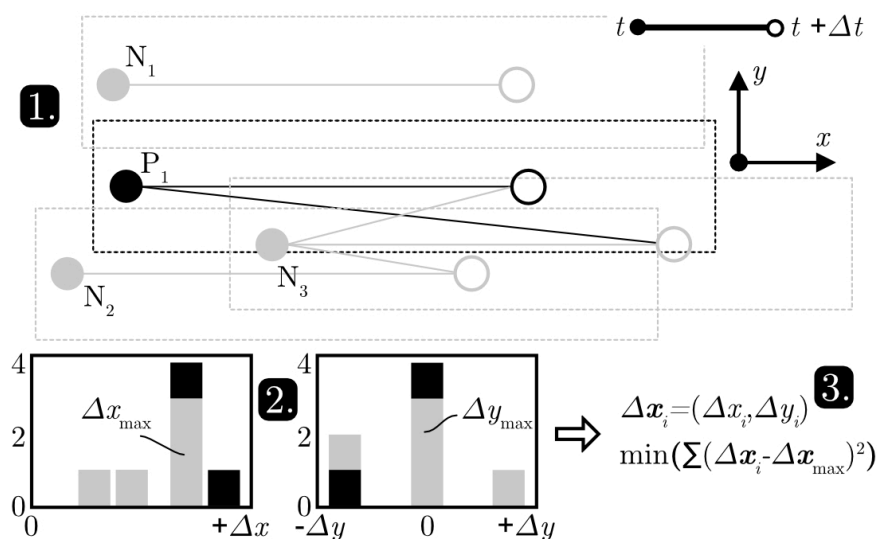


Abb. 4: Funktionsprinzip Tracking Algorithmus

Im Anschluss an die Verschiebungsbestimmung können verschiedene weitere Auswertungsschritte durchgeführt werden. Es ist wichtig mehrdeutige Zuordnungen aufzulösen, d.h. wenn ein Partikel aus dem zweiten Zeitschritt mehreren Partikel aus dem ersten Zeitschritt zugeordnet ist. In solch einem Fall wird die Verschiebung mit der geringsten Abweichung von den Maximalwerten der Histogramme als wahrscheinlichste Verschiebung bestimmt. Zusätzlich können Ausreißerfilter die Zahl invalider Verschiebungen reduzieren (Duncan et al. 2010).

Ohne die exakte Lösung eines synthetischen Datensatzes ist es schwierig geeignete Trackingparameter zu bestimmen. Diesbezüglich ist der hier vorgestellte Tracking-Algorithmus sehr robust und nutzerfreundlich, da lediglich die Verschiebungsgrenzen vorgegeben werden müssen. Die Zahl von  $k = 25$  Nachbarn hat sich als geeigneter Parameter für 2D als auch 3D Datensätze mit unterschiedlichen Partikelbildichten erwiesen. Wie zuvor beschrieben wird die Binanzahl der Histogramme automatisch festgelegt, was sich ebenfalls als robust erwiesen hat.

Zur Bewertung der Eignung des Algorithmus für die PTV Auswertung bei hohen Partikelbildichten wurde der synthetische Datensatz 301 der "Visualization Society of Japan" verwendet (Okamoto et al. 2000). Es wurde das erst Bildpaar analysiert und mit anderen PTV Methoden verglichen.

Das erste Bild enthält 4185 Partikelkoordinaten, das zweite 4163. Insgesamt gibt es 4042 Tracks zwischen den beiden Zeitpunkten. Die Partikelbildichte beträgt 0.06. Mit dem "Nearest Neighbor" (NN) Algorithmus wird lediglich ein Wert von 868 validen Tracks von 4042 erreicht. Der iterative Ansatz (IA) von Ohmi und Li 2000 erreicht die besten Trackingwerte mit 3940 validen bei nur 50 invaliden Tracks. Der hier vorgestellte nicht iterative (NIA) Algorithmus erreicht 3846 valide Tracks bei 91 invaliden. Das Verschiebungsfeld ist in Abb. 5 dargestellt. Insgesamt zeigt die Analyse, dass der vorgestellte Trackingalgorithmus auch bei hohen Partikelbildichten die Partikelverschiebungen verlässlich bestimmen kann. Im Folgenden wird die Anwendung der Partikelpositionsbestimmung und des Tracking Algorithmus zur Messung einer wandnahen Strömung gezeigt.

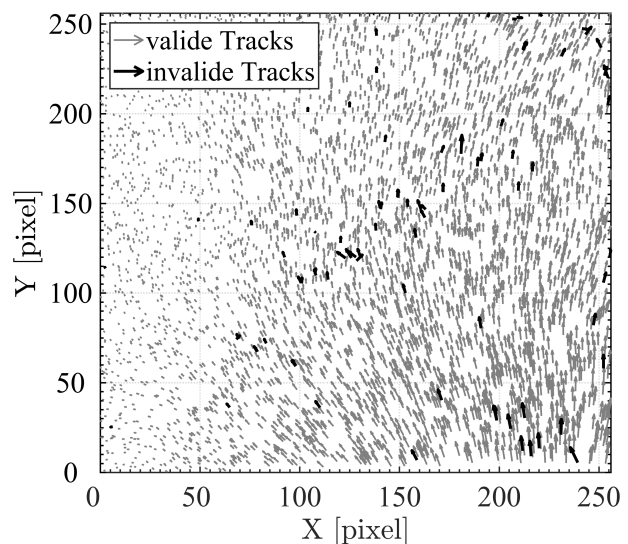


Abb. 5: Tracking Ergebnis

### Messung einer wandnahen Strömung

Bei Messungen wandnaher Strömungen ist es eine besondere Herausforderung den starken Geschwindigkeitsgradienten aufzulösen. Die zuvor vorgestellte Methode zur Bestimmung der Partikelpositionen in Kombination mit dem Tracking Algorithmus sind dazu in der Lage. In der hier vorgestellten Messung wurde eine turbulente Grenzschichtströmung mit positivem Druckgradienten analysiert. Es kamen vier High-Speed Kameras zur Anwendung in Kombination mit einem kontinuierlichen Laser. Das Messvolumen wurde parallel zur Wand beleuchtet und hat eine Größe von  $15 \times 23 \times 0.55 \text{ mm}^3$ . Die Geschwindigkeit der Außenströmung betrug 23 m/s und die Partikelbildichte lag bei 0.025 ppp. Abbildung 6 zeigt das mittlere Strömungsprofil als auch die Reynolds-Spannungen und verdeutlicht, dass die vorgestellten Methoden sehr gut zur Messung wandnaher Strömungen geeignet sind.

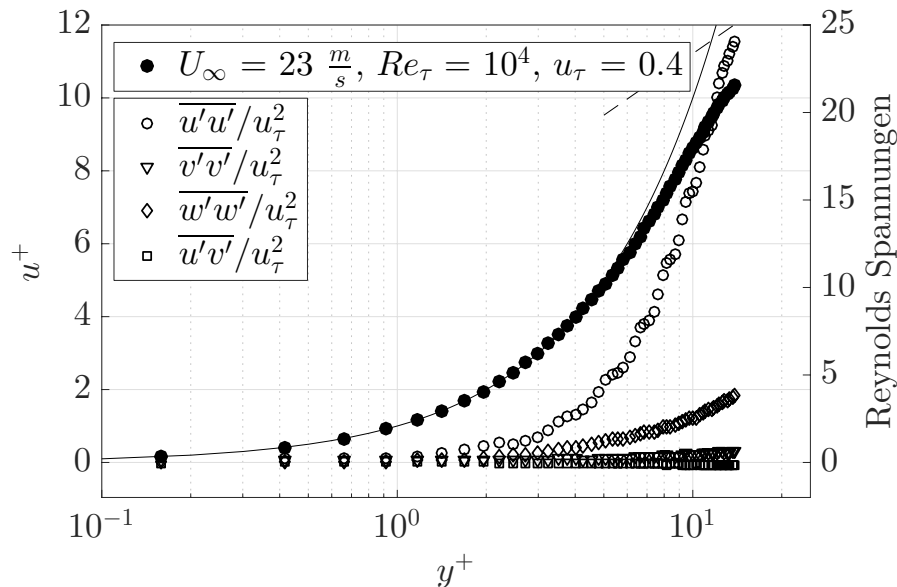


Abb. 6: Geschwindigkeitsprofil und Reynolds-Spannungen

## Dankesworte

Die vorgestellten Ergebnisse wurden im Rahmen des DFG Projekts KA 1808/8-2 durchgeführt. Die Autoren bedanken sich für die finanzielle Unterstützung.

## Literatur

- Duncan, J., Dabiri, D., Hove, J., Gharib, M. 2010:** "Universal outlier detection for particle image velocimetry (PIV) and particle tracking velocimetry (PTV) data", *Measurement Science and Technology*, 21,057002
- Elsinga, G. E., Scarano, F., Wieneke, B., van Oudheusden, B. W. 2006:** "Fluid Mechanical Aspects in the Pollutants Transport to Coniferous Trees", *Experiments in Fluids*, 56, pp. 933-947
- Elsinga, G. E., Westerweel, J., Scarano, F., Novara, M. 2011:** "On the velocity of ghost particles", *Experiments in Fluids*, 50, pp. 825-838
- Elsinga, G. E., Tokgoz, S. 2014:** "Ghost hunting — an assessment of ghost particle detection and removal methods for tomographic-PIV", *Measurement Science and Technology*, 25, pp. 084004
- Fuchs, T., Hain, R., Kähler, C.J. 2016:** "Double-frame 3D-PTV using a tomographic predictor", *Experiments in Fluids*, 57, 174
- Kähler, C. J., Scharnowski, S., Cierpka, C. 2012a:** "On the resolution limit of digital particle image velocimetry", *Experiments in Fluids*, 52, pp. 1629-1639
- Kähler, C. J., Scharnowski, S., Cierpka, C. 2012b:** "On the uncertainty of digital PIV and PTV near walls", *Experiments in Fluids*, 52, pp. 1641-1656
- Maas, H. G., Gruen, A., Papantoniou, D. 1993:** "Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows", *Experiments in Fluids*, 15, pp. 133-146
- Ohmi, K., Li, H. 2000:** "Particle-tracking velocimetry with new algorithms", *Measurement Science and Technology*, 11, pp. 603-616
- Okamoto, K., Nishio, S., Saga, T., Kobayashi, T. 2000:** "Standard images for particle-image velocimetry", *Measurement Science and Technology*, 11, pp. 685-691