

Kalibrierfreie 3D-Rekonstruktion von spiegelnden Oberflächen mittels Orthogonalprojektionen unter Verwendung von Reflexionsmarkern

**Calibration-free 3D reconstruction of specular surfaces
with orthogonal projections by using reflection markers**

Christian Negara¹ und Thomas Längle¹

Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung
Fraunhoferstraße 1, D-76131 Karlsruhe

Zusammenfassung In diesem Artikel wird ein Verfahren zur 3D-Rekonstruktion von Freiformflächen vorgestellt, das sich besonders in Laborumgebungen zur einfachen Erfassung der 3D-Form mit einer telezentrischen Optik und telezentrischem, ko-axialen Beleuchtung eignet. Die untersuchte Oberfläche des Prüflings kann dabei eben oder gekrümmt und transparent oder spiegelnd sein und wird durch auf der Oberfläche aufgetragene retroreflektierenden Markern erfasst.

Schlagwörter 3D-Rekonstruktion, spiegelnde Oberflächen, B-Spline-Oberfläche, Retroreflexion.

Abstract A method for 3d reconstruction of free-form surfaces is proposed, which is especially suited for laboratory applications to easily estimate the 3d form of a specimen with a telecentric optic and a telecentric, co-axial illumination. The surface under inspection can be flat or curved and transparent or reflective. The 3d-reconstruction of the surface is performed by acquiring images of retroreflective markers which are put on the surface.

Keywords 3D-reconstruction, specular surfaces, b-spline surface, retroreflection.

1 Einleitung

Das hier beschriebene Verfahren zur 3D-Rekonstruktion schätzt die Oberflächenform mit einer telezentrischen Optik/Kamera und telezentrischer, koaxialer Beleuchtung ohne Verwendung von zusätzlicher Sensorik bzw. heterogenen Sensordaten. Dabei wird die Probe mit retroreflektierenden Markern versehen und Bilder in Form von Orthogonalprojektionen aus unterschiedlichen Beobachtungsrichtungen aufgenommen. Die Marker sind kleine Schnipsel aus retroreflektierendem Material. Das schwierige Problem der Korrespondenzsuche von Pixeln in mehreren Bildern bei (teil-)spiegelnden Oberflächen (vgl. [1]) wird durch Verwendung von Reflexionsmarkern stark vereinfacht. Das Korrespondenzproblem wird mit einem Algorithmus zur Berechnung des dichten optischen Flusses für nicht-starre Szenen aus mehreren Kamerabildern gelöst, auf den in Abschnitt 2.1 eingegangen wird. In Abschnitt 2.2 wird ein Algorithmus zur simultanen Schätzung der Kameraposen und der 3D-Koordinaten der Marker aus Orthogonalprojektionen behandelt. Die Regionen der Oberfläche, die nicht durch Marker bedeckt und im Bild sichtbar sind, können z.B. durch Fitting einer B-Spline-Oberfläche interpoliert werden. Hierfür kommt ein probabilistischer Algorithmus zur Oberflächen-Rekonstruktion zum Einsatz, auf den in Abschnitt 2.3 eingegangen wird. Der Artikel schließt mit einer Zusammenfassung in Abschnitt 4 ab.

2 Stand der Technik

Das in diesem Artikel vorgestellte Verfahren kombiniert verschiedene Algorithmen der Bildverarbeitung zu einer Datenverarbeitungskette, um aus den aufgenommenen Orthogonalprojektionen einer Oberfläche zunächst den optischen Fluss, dann eine 3D-Punktwolke und schließlich eine parametrischen Oberflächenrepräsentation zu erhalten.

2.1 Lösung des Korrespondenzproblems bei mehreren unbekannten Kameraposen

Bei bekannten Kameraposen wird die Suche von korrespondierenden Kamerapixeln in zwei Bildern über die Epipolarbedingung gelöst, wo-

mit sich die zweidimensionale Suche auf eine eindimensionale Suche reduziert [1]. Bei unbekannten Kameraposen hingegen müssen die Punkt-korrespondenzen über eine zweidimensionale Suche auf der Projektionsebene der Kamera erfolgen. Für die Korrespondenzanalyse wurde ein sehr allgemeiner Algorithmus zur Berechnung des optischen Flusses bei dynamischen, nicht-starren Szenen mittels mehreren Kamerabil-dern verwendet [2]. Eine Implementierung des Algorithmus ist zudem öffentlich zugänglich¹. Sei $I(\mathbf{x}; i) : \Omega \times \{1, \dots, m\} \rightarrow \mathbb{R}$ eine Sequenz von m Bildern und $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ der Ortsbereich der Bildinformation. Die 2D-Trajektorie eines Pixels $\mathbf{x}$, die den optischen Fluss des Pixels durch alle Bilder hindurch repräsentiert, wird durch die Funktion $\mathbf{u}(\mathbf{x}; i)$ be-schrieben:

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}; i) = \begin{pmatrix} u_1(\mathbf{x}; i) \\ u_2(\mathbf{x}; i) \end{pmatrix} : \Omega \times \{1, \dots, m\} \rightarrow \mathbb{R} \quad (1)$$

Weiter sei $i_0 \in \{1, \dots, m\}$ ein Referenzbild. Für dieses gilt $\mathbf{u}(\mathbf{x}; i_0) = \mathbf{0}$. Der Grundgedanke des verwendeten Algorithmus besteht darin, die zulässigen Bewegungstrajektorien auf einen Unterraum aller möglichen Trajektorien zu beschränken. Für ein festes Pixel hat eine beliebige Trajektorie $\mathbf{u}(\mathbf{x}; i)$ $2m$ Dimensionen. Diese wird nun mittels $R \leq 2m$ vorgegebener Basisfunktionen $\mathbf{q}_k(i)$ mit $k \in \{1, \dots, R\}$ auf folgende Art approximiert:

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}; i) = \sum_{k=1}^R \mathbf{q}_k(i) L_k(\mathbf{x}) + \varepsilon(\mathbf{x}; i) \quad (2)$$

Hierbei sind $L_k(\mathbf{x})$ die gesuchten Gewichtungskoeffizienten für die Basisfunktionen und $\varepsilon(\mathbf{x}; i)$ der Modellierungsfehler.

Der Algorithmus berechnet nun simultan den optischen Fluss $\mathbf{u}(\mathbf{x}; i)$ und die Koeffizienten $L_i(\mathbf{x})$ durch Minimierung eines Energiefunktio-nals bestehend aus drei Termen mit Gewichtungsfaktoren α und β :

$$E(\mathbf{u}(\mathbf{x}; i), \mathbf{L}(\mathbf{x})) = \alpha E_{data} + \beta E_{link} + E_{reg} \quad (3)$$

Der Datenterm E_{data} bewirkt die Konsistenz der Intensitäten zwischen Referenzbild und allen anderen Bildern, wobei diese mittels des dichten optischen Flusses zunächst verzerrt werden. Durch E_{data} wird die

¹ Der Matlab-Quellcode ist unter <https://bitbucket.org/troussos/mfsf/downloads/> erhältlich (aufgerufen am 27.09.18)

Intensitätsdifferenz $|I(\mathbf{x} + \mathbf{u}(\mathbf{x}; i), i) - I(\mathbf{x}, i_0)|$ minimiert. Der Term E_{link} bewirkt eine Glattheit des optischen Flusses in zeitlicher Dimension indem die Abweichungen der Trajektorien $\mathbf{u}(\mathbf{x}; i)$ zum Unterraum, der durch die Basisfunktionen $\mathbf{q}_i(n)$ aufgespannt wird, minimiert wird. Dies entspricht einer Minimierung des Modellierungsfehlers $|\varepsilon(\mathbf{x}; i)|$ aus Gleichung (2). Der Term E_{reg} schließlich bewirkt eine Glattheit in örtlicher Dimension durch Minimierung von $|\nabla \mathbf{L}(\mathbf{x})|$. Dabei beschreibt $\nabla \mathbf{L}(\mathbf{x})$ die örtliche Änderung der Koeffizienten bzgl. der Basistrajektorien.

Für die Optimierung von $\mathbf{u}(\mathbf{x}; i)$ und $\mathbf{L}(\mathbf{x})$ kommen hierbei verschiedene Techniken der Variationsrechnung und konvexen Optimierung zur Berechnung des optischen Flusses zum Einsatz [3, 4]. Eine grobe Abschätzung des optischen Flusses wird zunächst mit den Basisfunktionen der diskreten Kosinus-Transformation durchgeführt. Anschließend wird eine Hauptkomponentenanalyse der Trajektorien berechnet und der Algorithmus wird nochmals mit den Hauptkomponenten als neue Basis ausgeführt. Daraus resultiert eine genauere Abschätzung des optischen Flusses.

2.2 Schätzung der 3D-Struktur und Kamerabewegung

In diesem Abschnitt wird aufgezeigt, wie die vorher berechneten Pixelkorrespondenzen zur simultanen Schätzung der Kamerabewegung und der Form des beobachteten Objekts genutzt werden können. Bei gewöhnlichen Kameras mit perspektivischer Abbildung muss hierzu ein großes nichtlineares Gleichungssystem gelöst werden [1]. Bei Aufnahmen mittels einer telezentrischen Optik kann das Verfahren aus [5] angewendet werden, das mit Methoden aus der (numerischen) linearen Algebra auskommt.

Seien $\mathbf{s}_j \in \mathbb{R}^3$ die 3D-Koordinaten im Weltkoordinatensystem von n beobachteten Objektpunkten mit $j \in \{1, \dots, n\}$. Die Struktur des beobachteten Objektes wird als 3D-Punktwolke anhand der Matrix $\mathbf{S}^W \in \mathbb{R}^{3 \times n}$ mit $\mathbf{S}^W := (\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n)$ beschrieben.

Die 3D-Punktwolke $\mathbf{S}^W$ lässt sich mittels einer Rotationsmatrix $\mathbf{R}_i$ und einem Translationsvektor $\mathbf{t}_i$ in das Kamerakoordinatensystem der Kamera i überführen:

$$\mathbf{S}_i^C := \mathbf{R}_i \cdot \mathbf{S}^W + \mathbf{t}_i$$

Nun wird angenommen, dass die intrinsischen Parameter der Kamera bekannt sind. Bei einer Orthogonalprojektion lässt sich die Abbildung der 3D-Punktwolke $\mathbf{S}_i^C$ im Kamerakoordinatensystem der Kamera i auf 2D-Pixelkoordinaten $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{2 \times n}$ über die Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{3 \times 2}$ und dem Offset $\mathbf{o}$ auf folgende Weise berechnen:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S}_i^C + \mathbf{o} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}_i \cdot \mathbf{S}^W + \mathbf{A} \cdot \mathbf{t}_i + \mathbf{o} \quad (4)$$

Die Matrix $\mathbf{A}$ hat bei einer telezentrischen Optik folgende Form:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

Wird nun der Mittelwert der Pixelkoordinaten über alle Objektpunkte j abgezogen, erhält man:

$$\underbrace{\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_i}_{=: \mathbf{x}_i^*} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}_i \cdot \underbrace{(\mathbf{S}^W - \bar{\mathbf{S}}^W)}_{=: \mathbf{S}^*} \quad (6)$$

Die Abbildung der Punktwolke $\mathbf{S}^W$ auf die Pixelkoordinaten $\mathbf{X}^* \in \mathbb{R}^{m \times n}$ aller Kameras lässt sich nun kompakt darstellen als:

$$\mathbf{X}^* := \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^* \\ \mathbf{x}_2^* \\ \vdots \\ \mathbf{x}_m^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{A} \cdot \mathbf{R}_m \end{pmatrix} \cdot \mathbf{S}^* \quad (7)$$

$\underbrace{\hspace{10em}}_{=: \mathbf{M}^*}$

Hierbei sind $\mathbf{X}^*$ und $\mathbf{A}$ bekannt und $\mathbf{R}_i$ mit $i \in \{1, \dots, m\}$ und $\mathbf{S}^*$ die gesuchten Rotationen der Kameras bzw. die gesuchte 3D-Punktwolke. Die Singulärwertzerlegung von $\mathbf{X}^*$ ergibt:

$$\mathbf{X}^* = \mathbf{U} \cdot \mathbf{W} \cdot \mathbf{V}^\top \quad (8)$$

mit den Matrizen $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ und $\mathbf{V}^\top \in \mathbb{R}^{n \times n}$. $\mathbf{W} = (w_{kl})$ ist eine Rechtecksmatrix mit $w_{kl} = 0$ für $k \neq l$ und $w_{kk} \geq 0$. Falls $\text{rang}(\mathbf{S}^*) = \text{rang}(\mathbf{M}^*) = 3$ so gilt nach den Rangungleichungen von Sylvester auch $\text{rang}(\mathbf{X}^*) = 3$. In diesem Fall kann Gleichung (8) auch kompakter dargestellt werden, da $w_{kk} = 0$ für $k > 3$:

$$\mathbf{X}^* = \mathbf{U}_3 \cdot \mathbf{W}_3 \cdot \mathbf{V}_3^\top \quad (9)$$

Dabei ist $U_3 \in \mathbb{R}^{m \times 3}$ eine Matrix, die die ersten drei Spaltenvektoren von U enthält, $V_3^\top \in \mathbb{R}^{3 \times n}$ eine Matrix, die die ersten drei Zeilenvektoren von $V_3^\top$ enthält und $W_3 \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ die Diagonalmatrix der ersten drei Spalten- und Zeilenvektoren von W . Weiter seien M und S zwei Matrizen mit:

$$\begin{aligned} M &:= U_3 \cdot \sqrt{W_3} \\ S &:= \sqrt{W_3} \cdot V_3^\top \end{aligned} \quad (10)$$

Somit gilt: $X^* = M \cdot S$. Die berechneten Matrizen M und S sind nicht eindeutig. Sei $C \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ eine beliebige reguläre Matrix, so wäre auch $X^* = M' \cdot S'$ mit $M' = M \cdot C$ und $S' = C^{-1} \cdot S$ eine mögliche Zerlegung von X^* . Es ist also eine Matrix C gesucht, so dass gilt:

$$\begin{aligned} M^* &= M \cdot C \\ S^* &= C^{-1} \cdot S \end{aligned} \quad (11)$$

O.B.d.A. wird nun angenommen, dass A folgende Form hat:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (12)$$

Ist dies nicht der Fall, so kann nach Gleichung (5) eine Matrix B gefunden werden, damit $B \cdot A$ die gewünschte Form erhält. Hierfür werden die Matrizen auf der linken und rechten Seite von Gleichung (7) blockweise mit B multipliziert.

Sei $M_i := (m_{kl})_{k \in \{2i-1, 2i\}, l \in \{1, \dots, 3\}}$ eine Untermatrix der bekannten Matrix $M = (m_{kl})$. Da R_i orthogonal ist, erhält man mit Gleichung (7), (11) und (12) folgende Beziehung zur Einheitsmatrix I :

$$\forall i : A \cdot R_i \cdot R_i^\top \cdot A^\top = M_i \cdot \underbrace{C \cdot C^\top}_{=: L} \cdot M_i^\top = I \quad (13)$$

Die Matrix L kann über ein lineares Gleichungssystem bestimmt werden, das sich aus Gleichung (13) ableiten lässt. Da L positiv definit ist, lässt sich C aus L über die Cholesky-Faktorisierung bestimmen. Nach Berechnung von C ergeben sich schließlich aus Gleichung (12) die gesuchten Matrizen M^* und S^* . Aus M^* lassen sich nur die ersten beiden Zeilen für alle R_i bestimmen. Mithilfe des Kreuzproduktes erhält man jedoch auch die dritte Zeile.

2.3 Probabilistische Oberflächenrekonstruktion mit B-Splines

In einem früheren Artikel [6] wurde ein probabilistisches Verfahren zur 3D-Rekonstruktion einer B-Spline-Oberfläche aus einer gemessenen 3D-Punktwolke vorgestellt, das auch hier genutzt wird. Bei B-Spline-Oberflächen wird ein zweidimensionaler Parameterraum $U \times V$, in diesem Fall $[0, 1]^2$, auf eine dreidimensionale Freiformfläche abgebildet. Die Abbildungsfunktion hat folgende Form:

$$S(u, v) = \sum_{k=0}^{n^u} \sum_{l=0}^{n^v} N_k^u(u) N_l^v(v) \mathbf{p}_{k,l} \quad (14)$$

Hierbei sind N_k^u und N_l^v univariate B-Spline-Basisfunktionen und $\mathbf{p}_{k,l}$ die Kontrollpunkte der B-Spline-Oberfläche. Es gibt $n^u + 1$ und $n^v + 1$ Kontrollpunkte in u - bzw. v -Richtung. Eine detaillierte Behandlung von B-Spline-Oberflächen und deren Eigenschaften findet sich in [7]. Sei $S(u, v)$ eine gegebene B-Spline-Oberfläche und $\mathbf{s}_i$ ein gemessener 3D-Punkt. Weiter sei (u_i, v_i) der Parameter im Parameterraum der B-Spline-Oberfläche, der den Abstand $|\mathbf{s}_i - S(u_i, v_i)|$ minimiert. Es kann eine lineare Messabbildung zwischen $\mathbf{s}_i$ und den Kontrollpunkten $\mathbf{p}_{k,l}$ aufgestellt werden, indem die Kontrollpunkte zu einem Vektor $\mathbf{p}$ zusammengefasst werden:

$$\mathbf{s}_i = \mathbf{H}_i(u_i, v_i) \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{p}_{0,0} \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{n^u, n^v} \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{p}} + \mathbf{r}_i \quad (15)$$

Die Matrix $\mathbf{H}_i(u_i, v_i)$ für die Parameter u_i und v_i ergibt sich aus Gleichung (14) und $\mathbf{r}_i$ sei ein additiver Rauschterm. Ist eine ganze Punktwolke $\{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_n\}$ mit n Messungen gegeben und wird dafür eine Parametrierung berechnet, also jedem $\mathbf{s}_i$ ein Parameter (u_i, v_i) zugewiesen, so hat die Messabbildung die Form:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{s}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{s}_n \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{S}} = \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{H}_1(u_1, v_1) \\ \vdots \\ \mathbf{H}_n(u_n, v_n) \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{H}} \cdot \mathbf{p} + \underbrace{\begin{pmatrix} \mathbf{r}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{r}_n \end{pmatrix}}_{=: \mathbf{r}} \quad (16)$$

Bei dem probabilistischen Verfahren werden die Kontrollpunkte der B-Spline-Oberfläche durch eine a-priori Wahrscheinlichkeitsverteilung in Form einer multivariaten Normalverteilung beschrieben. Für diese Verteilung sei $\hat{p}_0$ der Erwartungswert und C_0^p die dazugehörigen Kovarianzmatrix. Es seien außerdem Messwerte durch einen Erwartungswert $\hat{S}$ und der Kovarianzmatrix C^S gegeben. Aus den Gleichungen des Kalman-Filters kann nun die a-posteriori Wahrscheinlichkeitsverteilung gegeben den Messwerten berechnet werden. Der Erwartungswert der a-posteriori Wahrscheinlichkeitsverteilung sei $\hat{p}_1$ und die Kovarianzmatrix C_1^p . Für die weitere Berechnung ist meist nur die Form der B-Spline-Oberfläche von Interesse, die durch die Kontrollpunkte $p_{k,l}$ beschrieben wird. Um die Kontrollpunkte zu erhalten, muss nun der Erwartungswert $\hat{p}_1$ entsprechend Gleichung (15) umgeformt werden.

3 Evaluation

Das beschriebene Verfahren zur 3D-Rekonstruktion von Oberflächen wurde anhand einer aufgenommenen Glühbirne evaluiert, die in Abbildung 1(a) dargestellt ist. Auf der Oberfläche der Glühbirne wurden kleine retroreflektierende Marker aufgebracht (siehe Abbildung 1(b)). Die Marker reflektieren nur von einer Seite. Somit sind nur ca. 50% der Marker als helle Flecken im Bild erkennbar. Mit dem beschriebenen Verfahren zur 3D-Rekonstruktion können nur die Oberflächenregionen erfasst werden, wo die Marker von der Probe nicht herunterfallen. Außerdem dürfen sich diese während der Messung nicht verschieben. Um mehrere Aufnahmen zu erhalten kann entweder die Probe oder der Sensor bewegt werden. Die Glühbirne wurde mit einem Goniometer in 0.3° -Schritten von -8° bis 8° senkrecht zur optischen Achse gedreht.

Mit einer telezentrischen Optik und einer coaxialen telezentrischen Beleuchtung wurde für jede Winkellage des Goniometers eine Aufnahme durchgeführt. Diese wurden dann mit einem Schwellwertfilter binarisiert. Der Algorithmus aus Abschnitt 2.1 wurde mit den Parametern $\alpha = \beta = 15$ auf den binarisierten Bildern ausgeführt, um den optischen Fluss zu berechnen. In Abbildung 2(a)- 2(c) sind exemplarisch drei binarisierte Aufnahmen unter drei verschiedenen Winkellagen des Goniometers abgebildet. Mithilfe des errechneten dichten op-

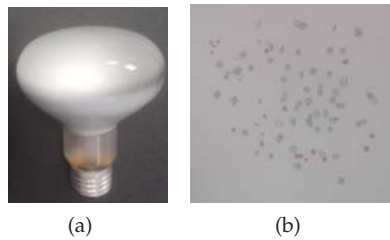


Abbildung 1: Auf den oberen Teil der Glühlampe (a) wurden Reflexionsmarker (b) aufgebracht und anschließend die Oberfläche mit dem beschriebenen Verfahren rekonstruiert.

tischen Flusses wurden die Abbildungen rücktransformiert. Die resultierenden Ergebnisbilder aus Abbildung 2(d)- 2(f) sind nach der Rücktransformation pixelgenau zueinander registriert.

Nach Berechnung des optischen Flusses wurde der Algorithmus aus Abschnitt 2.1 zur Schätzung der Punktwolke und der Kamerapositionen angewendet. Für die 3D-Rekonstruktion wurden nicht alle Pixel der Marker verwendet, sondern nur die Pixel in der Nähe der Kanten, wie in Abbildung 3(a) dargestellt. Der Grund liegt darin, dass der optische Fluss in den schwarzen und weißen Regionen des untexturierten Bereichs im Prinzip beliebig sein kann. Lediglich an den Kanten der Marker sind die berechneten Werte vertrauenswürdig. Das Ergebnis der simultanen Schätzung der Punktwolke und der Kamerapositionen ist für vier Winkel in Abbildung 3(b) dargestellt.

Anhand der Punktwolke lässt sich nun mit dem Verfahren aus Abschnitt 2.3 eine analytische Repräsentation der Oberfläche in Form einer B-Spline-Oberfläche gewinnen. Hierfür muss zunächst für $\hat{p}_0$ eine initiale Oberfläche definiert werden. Beispielsweise kann eine Ebene in die Daten der Punktwolke gefittet werden. Abbildung 4 zeigt das Ergebnis der 3D-Rekonstruktion. Während man in der Mitte der Heatmap in Abbildung 4(a) gut die Rotationssymmetrie der Oberfläche der Glühlampe erkennen kann, ist diese an den Ecken der Oberfläche, wo keine Marker aufgenommen wurden, nicht erkennbar. Aus der analytischen Repräsentation als B-Spline-Oberfläche lassen sich für jedes Kamera-Pixel sowohl die 3D-Koordinaten als auch der Gradient des entsprechenden Oberflächenpunkts berechnen. Hierfür muss für jedes

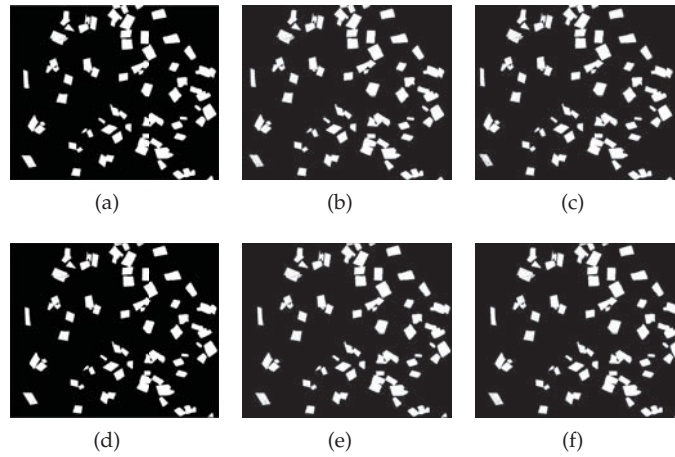


Abbildung 2: Die Abbildungen (a)-(c) wurden unter drei verschiedenen Winkellagen aufgenommen. Die Rücktransformation mithilfe des optischen Flusses ist in (d)-(f) dargestellt.

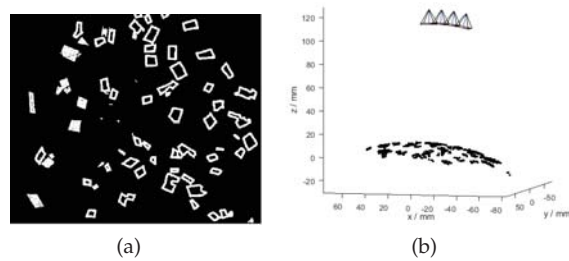


Abbildung 3: In (a) sind die für die 3D-Rekonstruktion verwendeten Pixel in weiß markiert. In (b) ist das Ergebnis der simultanen Schätzung der Punktwolke und Kamerabewegung dargestellt.

Pixel der koaxiale Lichtstrahl entlang der optischen Achse mit der B-Spline-Oberfläche geschnitten werden, um den dazugehörigen Parameter (u, v) im Parameterraum zu bestimmen. Diese nichtlineare Optimierung wurde mit einer performanten Implementierung aus [8] durchgeführt.

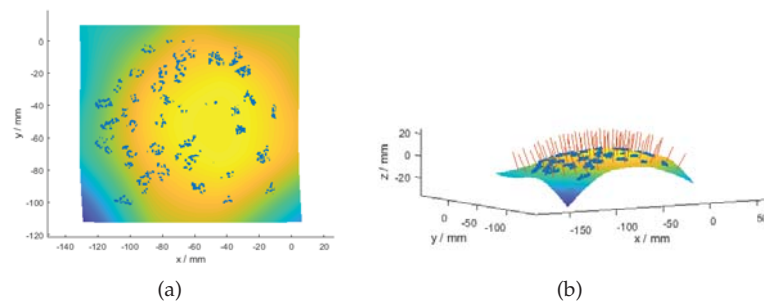


Abbildung 4: In (a) sind die 3D-Punktwolke und die rekonstruierte B-Spline-Oberfläche abgebildet. In (b) sind die B-Spline-Oberfläche und die Oberflächennormale dargestellt.

4 Zusammenfassung

Im diesem Artikel wurde ein Verfahren zur 3D-Rekonstruktion von glatten Oberflächen vorgestellt, das sich besonders für eine einfache 3D-Erfassung der Oberflächenform z.B. in Laborumgebungen eignet. In Anwendungen wo eine bewegliche telezentrische Kamera mit koaxialer Beleuchtung für die Vermessung von Prüfkörpern bereits vorhanden ist, kann die 3D-Form relativ zur Kamera ohne Verwendung von zusätzlicher Sensorik oder einer Kalibrierung der extrinsischen Kameraparameter mitgeschätzt werden. Eine Registrierung der 3D-Daten von unterschiedlichen Sensoren entfällt. Das Verfahren kann überall dort eingesetzt werden, wo die retroreflektierenden Marker aufgrund der Schwerkraft an die zu untersuchende Oberfläche haften bleiben. Außerdem ist das Verfahren bei beliebigen Oberflächen einsetzbar, unabhängig von der Absorption oder Reflektanz der Oberfläche.

Literatur

1. J. Beyerer, F. Puente León, and C. Frese, *Automatische Sichtprüfung: Grundlagen, Methoden und Praxis der Bildgewinnung und Bildauswertung*, 2nd ed. Berlin and Heidelberg: Springer Vieweg, 2016. [Online]. Available: <http://www.springer.com/de/book/9783662477854>
2. R. Garg, A. Roussos, and L. Agapito, "A variational approach to video registration with subspace constraints," *International journal of computer vision*, vol. 104, pp. 286–314, 2013.
3. C. Zach, T. Pock, and H. Bischof, "A duality based approach for realtime tv-l 1 optical flow," in *Pattern recognition*, ser. Lecture Notes in Computer Science, F. A. Hamprecht, C. Schnörr, and B. Jähne, Eds. Berlin: Springer, 2007, vol. 4713, pp. 214–223.
4. T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberg, and J. Weickert, "High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping," in *Computer Vision - ECCV 2004*, ser. Lecture Notes in Computer Science, T. Pajdla and J. Matas, Eds. Berlin and Heidelberg: Springer, 2004, vol. 3024, pp. 25–36.
5. C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method," *International journal of computer vision*, vol. 9, no. 2, pp. 137–154, 1992.
6. C. Negara and M. Roschani, "Effiziente probabilistische b-spline-oberflächenrekonstruktion durch verwendung eines informationsfilters," in *Forum Bildverarbeitung 2012*, F. Puente León, Ed. Hannover and Karlsruhe: Technische Informationsbibliothek u. Universitätsbibliothek and KIT Scientific Publishing, 2012, pp. 131–142.
7. W. Piegl, Les A. ; Tiller, *The NURBS book*, 2nd ed., ser. Monographs in visual communications. Berlin: Springer, 1997, literaturverz. S. 629 - 638.
8. C. Negara, "Probabilistische Oberflächenrekonstruktion durch Planungsba-sierte Kameraaufnahmen," Diplomarbeit, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), 2011.