

Reverse Engineering in der zirkulären Produktentstehung

Reverse engineering in circular product development

Markus Breidohr¹, Johannes Meyer¹, Hariharan Ravichandran¹, David Inkermann¹

¹ Institute of Mechanical Engineering, Technische Universität Clausthal

* *Korrespondierender Autor:*

*Markus Breidohr
Robert-Koch-Straße 32
38678 Clausthal
+49 05323/ 72 3792
breidohr@imw.tu-clausthal.de*

Abstract

In order to preserve our planet and protect the climate, resources must be conserved. Circular product development in particular can help to conserve resources by removing components from used devices and reusing them in the development and manufacture of new product generations. Reverse engineering fulfils a central task here by digitally mapping used components and enabling their integration into new products. This article presents an approach for an automated reverse engineering process based on image recordings and convolutional neural networks, which should be able to recognize defects in components. This approach is based on previous work in reverse engineering. The steps of the proposed process chain are demonstrated and its usability evaluated on the basis of an initial test run.

Keywords

Reverse Engineering, Convolutional Neural Network, Circular Economy, Defects in Components, Circular Product Generation

1. Notwendigkeit Zirkulärer Produktentstehung

In den letzten Jahren ist branchenübergreifend immer mehr Elektroschrott angefallen, welcher häufig deponiert oder recycelt wird [1]. Um die Wertschöpfungskette weiter auszunutzen, liegt ein Augenmerk auf Lebenszyklusoptionen der Produkte und dem Einsatz von R-Strategien, wie beispielsweise dem Remanufacturing oder dem Reuse von Komponenten gebrauchter Altgeräte [2]. In den kommenden Jahren wird branchenübergreifend ein wesentliches Wachstum im Bereich des Remanufacturing erwartet, wodurch dieses Thema künftig zu einem zentralen Element der industriellen Wertschöpfung entwickeln kann [3]. Das grundlegende Konzept der zirkulären Produktentstehung fokussiert die Wiederverwendung von Komponenten und Kleinstbaugruppen in neuen Produktgenerationen, vgl. Bild 1.

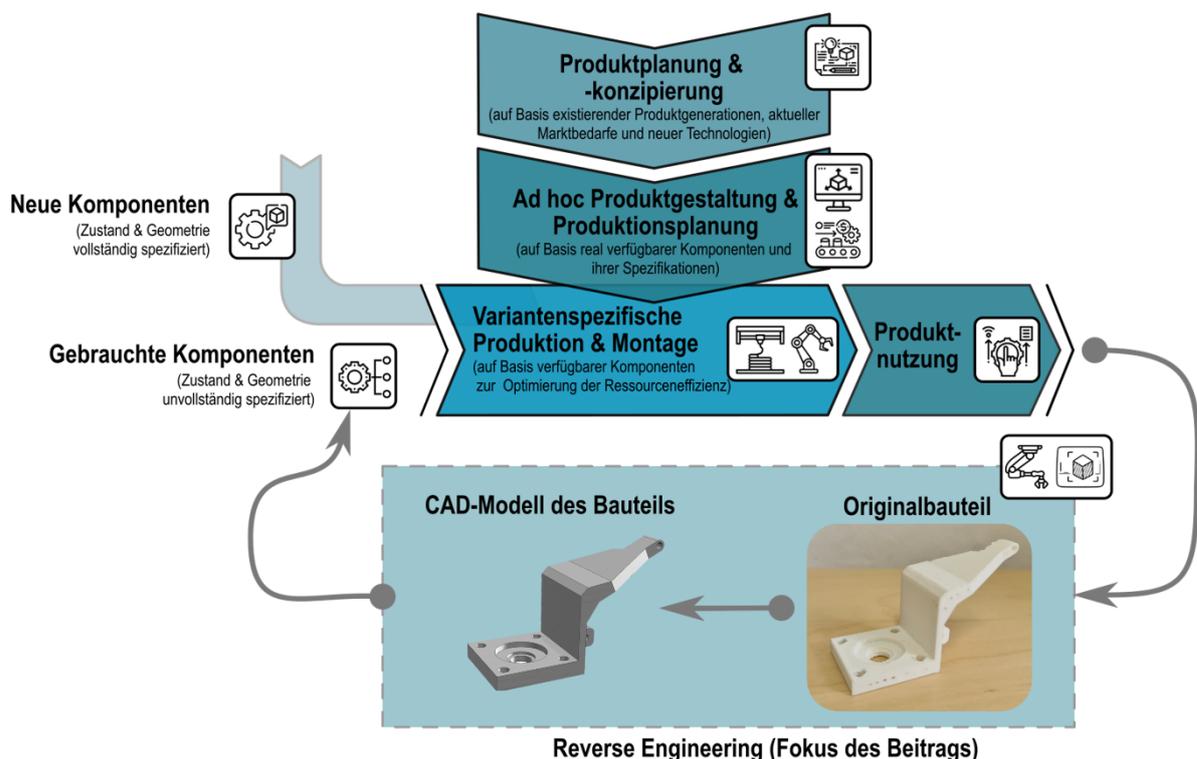


Bild 1: Zirkuläre Produktentstehung (oben im Bild) und Ansatz für das Automatic Reverse Engineering (unten im Bild) als Grundlage für die Bereitstellung digitaler Modelle gebrauchter Komponenten [4]

Die Idee der zirkulären Produktentstehung ist es, durch eine konsequente Wiederverwendung gebrauchter Komponenten sowie eine Integration von Produktentwicklung und Produktion eine besonders hohe Ressourceneffizienz zu erzielen. Eine wesentliche Vorbedingung hierfür ist, dass zurückgeführte Komponenten zuverlässig identifiziert, nach Zustand bewertet und geometrisch abgebildet werden können. Da die Produkte voraussichtlich zentral und nicht bei einzelnen Herstellern in die Wiederverwendung gelangen, kann in den meisten Fällen nicht auf CAD-Daten zurückgegriffen werden. Dies stellt eine wesentliche Herausforderung dar. Gleichzeitig bilden CAD-Daten der initialen Entwicklung nicht den aktuellen Zustand ab, weil gebrauchte Komponenten beispielsweise Defekte oder Änderungen aufweisen, die während der Nutzung entstanden sind. Mithilfe von Reverse Engineering, d.h. der Transformation realer Objekte (Bauteile und Baugruppen) in digitale CAD-Modelle können die erforderlichen Daten erzeugt werden [5]. Eine besondere Herausforderung ist dabei die Identifikation von Defekten. Diese sind ausschlaggebend für die Aufbereitung (Remanufacturing) und erforderliche Anpassungen bei der Integration, bspw. Gestaltung von Schnittstellen.

Das Ziel dieses Beitrags ist die Entwicklung eines modifizierten Ansatzes des Reverse Engineerings, um Defekte an zurückgeführten Bauteilen zu detektieren und in CAD-Modelle zu überführen. Dafür ist eine detaillierte Beschreibung des Problems notwendig, um anschließend nach einer Wissensidentifikation der bisherigen Prozesskette des Reverse Engineerings einen fundamentalen Ansatz vorschlagen zu können.

1.1. Definition der Zirkulären Produktentstehung

Die Kreislaufwirtschaft ist ein Ansatz, um einmal aufgebrauchte Ressourcen eines technischen Erzeugnisses wiederzuverwenden. „In einer Kreislaufwirtschaft wird der Wert von Produkten und Stoffen so lange wie möglich erhalten; Abfälle und Ressourcenverbrauch werden auf ein Mindestmaß beschränkt, und die Ressourcen bleiben in der Wirtschaft, nachdem ein Produkt sein Lebensende erreicht hat, und werden immer wieder verwendet, um weiterhin Wertschöpfung zu generieren.“ [3]. Nach dieser Definition wird nicht eindeutig festgelegt, ob die Verschwendung von Ressourcen vermieden oder ob die angefallenen Abfälle effizienter genutzt werden sollen. Für die effizientere Nutzung können verschiedene zirkuläre Strategien der Kreislaufwirtschaft auf Produkte angewendet werden. Die höchste Stufe ist die Erzielung der Überflüssigkeit eines Produktes (R0: Reuse) und die niedrigste Stufe stellt die energetische Verwertung von Produkten, beispielsweise durch Verbrennung, dar (R9: Recover) [2]. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Fokus auf die effiziente Verwertung von Produkten und Komponenten gelegt, deren initialer Lebenszyklus bereits beendet wurde. Das Ziel ist es, gebrauchte Komponenten in der Entwicklung von neuen Produktgenerationen zu berücksichtigen. Die Prinzipdarstellung in Bild 1 verdeutlicht die Kreislaufwirtschaft von gebrauchten Komponenten. Hierbei werden Komponenten aus gebrauchten Produkten entnommen und für die Wiederverwendung weiterverarbeitet. Für die Integration der Komponenten in künftigen Produktgenerationen ist es notwendig, die geometrischen und funktionalen Eigenschaften zu erfassen. Diese Eigenschaften der Komponenten müssen mit hinreichender Genauigkeit abgebildet werden. Die Ansätze der zirkulären Produktentstehung können bereits in frühen Entwicklungsstadien eines Produktes entstehen. Im oberen Bereich des Bilds 1 ist Produktplanung abgebildet. Darin können die Komponenten oder ganzen Baugruppen eines Produktes so gestaltet werden, dass Sie innerhalb künftiger Produkte optimal wiederverwendet werden können. Nach Beendigung des Lebenszyklus eines Produktes werden die Komponenten entnommen und der Produktion von neuen Produkten zugeführt (siehe rechter Abschnitt, Bild 1). Diese Zuführung der Komponenten setzt voraus, dass die Produktarchitektur eines Produktes möglichst modular aufgebaut ist. Das gewährleistet, dass die Komponenten oder Baugruppen mit wenig Aufwand entnommen werden können und den Entnahmeprozess erleichtert.

1.2. Handlungsbedarf bei der CAD-Modell-Generierung

Die Generierung der CAD-Modelle von physischen Komponenten erfolgt bisher meist durch die aufwendige Nachbearbeitung von Punktwolken, die beispielsweise aus einem LASER-Scan resultieren. Die Punktwolke bildet dabei die außenliegende Oberfläche der Komponenten ab, wobei die Features und der innere Aufbau der Komponenten unzureichend oder gar nicht dargestellt werden. Im Rahmen dieser Arbeit steht dabei folgende Forschungsfrage im Fokus: *Ist es möglich, mithilfe multi-perspektivischer Fotoaufnahmen eines Objektes vollständige CAD-Modelle zu generieren, und welcher Detaillierungsgrad (Feature, Defekte) kann hierbei ohne manuelle Nachbearbeitung erzielt werden?*

Da in aktuellen Arbeiten bereits Ansätze für die automatisierte Generierung von CAD-Modellen beschrieben werden, beispielsweise in [4], liegt der Schwerpunkt auf der Analyse der grundsätzlichen Architektur der Reverse Engineering Prozesskette. Der Fokus liegt dabei auf der Identifikation von Features und Defekten der zu untersuchenden Objekte. Die

Erkenntnisse dieser Arbeit sollen die Wiederverwendung gebrauchter Bauteile vereinfachen und die Umsetzung einer zirkulären Produktentstehung fördern. In dieser Arbeit werden zunächst die Grundlagen des Reverse Engineering dargelegt. Dabei wird die Prozesskette des Reverse Engineering erläutert und die verfügbaren Technologien der einzelnen Prozessschritte vorgestellt. Ausgehend hiervon werden die Limitierungen bestehender Ansätze aufgezeigt und Herausforderungen des Reverse Engineering in der Kreislaufwirtschaft beschrieben. Darüber hinaus werden erste Ansätze für die Verwendung von Convolutional Neural Networks (CNN) im Reverse Engineering vorgestellt. Das dritte Kapitel skizziert einen ersten Ansatz, der ausgehend von multi-perspektivischer Fotoaufnahmen zurückgeführte Komponenten mittels CNN in CAD-Modelle überführt. Hierbei wird die in Kapitel 2 vorgestellte Prozesskette, als Rahmenwerk verwendet und die Schritte erläutert. In Kapitel 4 wird der erste Schritt der Prozesskette praktisch umgesetzt. Anhand des Beispiels einer Schraube wird die praktische Umsetzung technisch beschrieben und dargestellt. Abschließend wird im letzten Kapitel die Forschungsfrage aufgegriffen und die weiterführende Forschungsarbeit in Aussicht gestellt.

2. Reverse Engineering

Ausgehend von der Problemstellung und im Hinblick auf die durchzuführenden Arbeiten gilt es, die Prozesskette des Reverse Engineerings mit den dazugehörigen relevanten Teilschritten zu definieren. Diese Prozesskette ist über Jahre detaillierter geworden [6], [7]. Weiterhin ist ein wesentlicher Punkt die Erfassung der zurückgeführten Bauteile, die in Produkten verbaut waren. Hierbei soll auf einzelne Verfahren zur digitalen Rekonstruktion dieser Bauteile eingegangen werden. Abschließend wird ein Einblick zum Reverse Engineering in der zirkulären Produktentstehung vorgestellt.

2.1. Prozesskette Reverse Engineering

In nahezu jedem Beispiel kann festgehalten werden, dass Reverse Engineering dann zum Einsatz kommt, wenn notwendige Geometriedaten in digitaler Form benötigt werden und nicht verfügbar sind [5], [8]. Die Prozesskette des Reverse Engineering, welche hier im Folgenden weiter aufgezeigt wird, umfasst fünf grundlegende Schritte (Datenerfassung, Pre-Processing, Segmentation, Feature-Klassifikation, Modeling), für die unterschiedliche Technologien genutzt werden können, vgl. Bild 2 [7].

Die einzelnen Technologien und deren Kombination beeinflussen dabei maßgeblich die Ergebnisqualität (zum Beispiel in Bezug auf Geschwindigkeit) und den (manuellen) Aufwand [7]. Eine Auswahl dieser Technologien ist in Tabelle 1 aufgelistet. Die einzelnen Prozessschritte sind in Bild 2 dargestellt und werden darauffolgend erläutert.

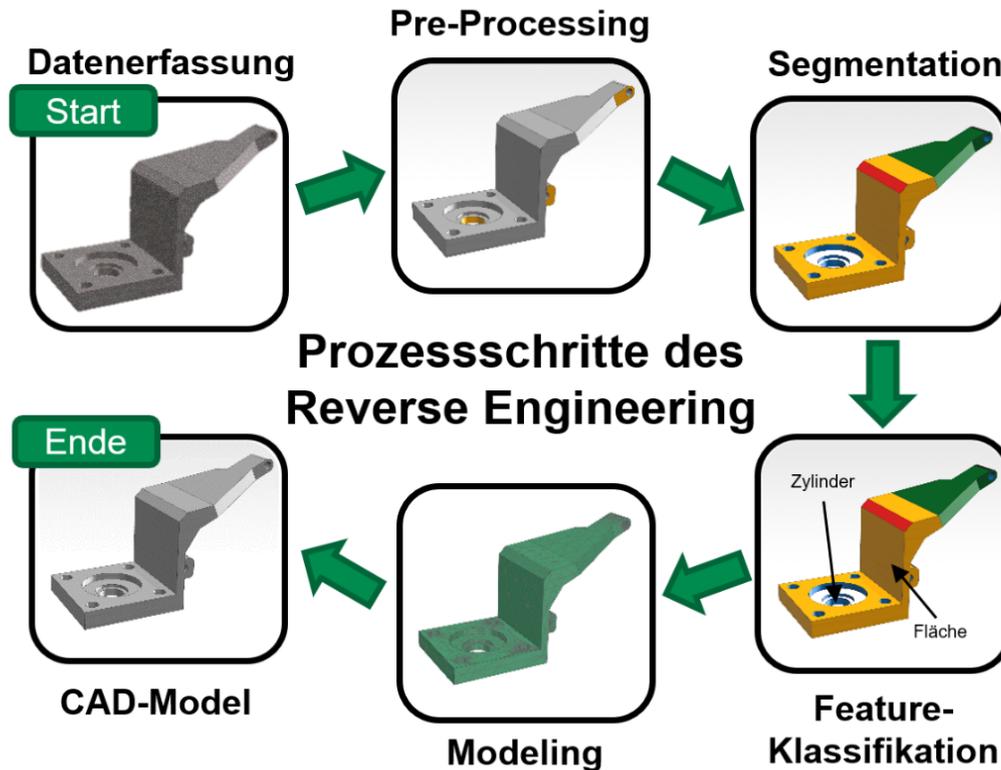


Bild 2: Fünf Schritte des Reverse Engineerings Prozesses am Beispiel einer Radaufhängung [7]

- **Datenerfassung:** In diesem Schritt werden die grundlegenden geometrischen Daten der Bauteile eingefangen. Hier gibt es unterschiedliche technologische Möglichkeiten, vgl. Tabelle 1. [7]
- **Pre-Processing:** Im zweiten Schritt kommt das Pre-Processing der Eingangsdaten zum Tragen, da diese Daten je nach Erfassungsprinzip, eine Nachbearbeitung in Form einer Glättung oder Ähnlichem benötigen [5]. Dies kann z.B. in Form einer Reduzierung von Punkten einer Punktwolke durchgeführt werden, um die notwendige Menge an Daten für das Modell zu erzeugen. Dies hängt allerdings von dem eingesetzten Scanverfahren ab. [7]
- **Segmentation:** Nachfolgend werden im Schritt der Segmentierung die Punktwolke des Modells in einzelne Abschnitte aufgeteilt. Das geschieht nach bestimmten Regeln und dient zur sinnvollen Aufteilung nach einzelnen Geometrieabschnitten des Bauteils. Auch hierbei gibt es diverse Segmentierungsstrategien, vgl. Tabelle 1. [7]
- **Feature-Klassifikation:** Aus diesen segmentierten Flächen und Bereichen können Features in Form von geometrischem Grundkörpern abgeleitet werden. Zum Beispiel Zylinder, Quader, planare Flächen, usw. Einer der wichtigsten Schritte in der Prozesskette ist die Erzeugung von Oberflächen aus diesen erfassten Daten. [7]
- **Modeling:** Im letzten Schritt wird aus diesen Oberflächen ein CAD-Modell generiert. Hier werden basierend auf Grundkörpern verschiedene Features, wie beispielsweise Fasen und Bohrungen, mit eingebracht. Allerdings gibt es auch hier verschiedene Ansätze (vgl. Tabelle 1.) [7]

Im Folgenden wird eine Übersicht über mögliche Verfahren aufgezeigt, um die einzelnen Schritte der Prozesskette zu erarbeiten (vgl. Tabelle 1). Diese Verfahren werden im weiteren Verlauf der Arbeit teilweise aufgegriffen und ein eigener modifizierter Ansatz vorgeschlagen, um passende Technologien der eben erläuterten Prozesskettenschritte des Reverse Engineerings auszuwählen.

Tabelle 1: Übersicht der Technologien und Methoden der Prozesskette des Reverse Engineering, vgl. [7]

Prozessschritt im Reverse Engineering	Verfügbare Technologien und Methoden
Datenerfassung	Computerized Tomography [9], Photogrammetry [9], Coordinate Measurement Machines [9], Laser Scanning [9], Triangulation [6], Ranging [6], Interferometry [6], Structured Lighting [6], Image Analyse [6]
Pre-Processing	Data Simplification and Smoothing [10], Threedimensional Surface Registration [11], RANSAC-Algorithm [12]
Segmentation	Region Growing [13], Watershed-based Method [14], Medial Axis Transform [15], Convolutional Neural Networks [16], [17]
Feature-Klassifizierung	Fuzzy Logic Analysis [18], Direct Segmentation [6]
Modeling	Stitching of Adjoining Surfaces [19], Beautification Step [20]

2.2. Rekonstruktionsprozess mittels Convolutional Neural Network

Etablierte Ansätze des Reverse Engineering basieren mehrheitlich auf der optischen Erfassung, z.B. durch Segmentierung und Surface Fitting, wodurch mithilfe von Triangulation CAD-Modelle generiert werden [2]. Hierbei ist ein hoher manueller Aufwand erforderlich, um einzelne Features wie Gewindebohrungen hinreichend genau zu rekonstruieren. Daher werden immer häufiger Deep-Learning Modelle eingesetzt, um 3D-Flächen zu rekonstruieren [21]. Vereinzelt werden automatisierte Verfahren zur Generierung von CAD-Modellen aus Punktwolken bspw. durch iterative Anpassung primitiver Modelle mithilfe des RANSAC-Algorithmus vorgeschlagen [12]. In der Arbeit von [4] wurde eine Netzwerkarchitektur vorgestellt, die aus drei Stufen besteht. Für die Informationsgewinnung wurde ein CNN-Encoder-Backbone erstellt, sowie ein Pooling-Netzwerk, die die Informationen in einem Vektor zusammenzufasst, und ein Decoder Netzwerk für die Erstellung der CAD-Dateien. Diese Netzwerkarchitektur zeigt, dass unter Zuhilfenahme von verschiedenen Fotoaufnahmen einer Komponente ein CAD-Modell generiert werden kann [4].

2.3. Reverse Engineering in der Kreislaufwirtschaft

In der Arbeit von [22] ist ein Reverse Engineering-Prozess nachhaltig, wenn dieser wenig hochkomplexe Geräte mit einhergehenden Prozessberechnungen und Kompetenzen einzelner Individuen notwendig ist. In Anlehnung zur Prozesskette des Reverse Engineerings von [7] gibt es bei [22] ebenfalls diverse Prozessschritte, um ein Bauteil in ein CAD-Modell zu transferieren. Hier allerdings liegt der Fokus auf der Nachhaltigkeit. Für diesen Prozess werden Personal und Maschinen benötigt. Es resultiert eine Limitierung aus dem hohen manuellen Aufwand. Hierbei lässt sich ein Automatisierungspotenzial erkennen. Der Aufwand entsteht in der Erfassung der einzelnen Bauteile und der anschließenden Verarbeitung der Scan- bzw. Bildergebnisse, um diese anschließend zu einem CAD-Modell weiterzuverarbeiten. Mit einem breiten zurückgeführten Spektrum an Bauteilen geht auch eine hohe Variantenvielfalt einher. Es besteht aktuell keine bekannte Möglichkeit, Defekte an einem Bauteil zu erkennen. Bei einem physischen Defekt kann es sich um die Differenz einer Form zur ursprünglichen Bauteilgeometrie handeln. Diese Differenz muss ebenfalls der Geometrie des Bauteils zugeordnet und als eine Art Feature modelliert werden. Dieser Defekt muss als Objekt behandelt werden und anschließend muss entschieden werden, ob es sinnvoll ist, ein Bauteil wiederzuverwenden oder nicht. Zusätzlich stellen diese Defekte eine Abweichung von der ursprünglichen Bauteilgeometrie dar und müssen mit einem hohen Detaillierungsgrad abgebildet werden. Ein weiteres Merkmal, welches an zurückgeführten Bauteilen detektiert werden muss, sind nicht entfernte Verschmutzungen, die an dem Bauteil anhaften. Diese müssen je nach Verschmutzungsgrad, also rein optisch oder bei starker

Verschmutzung geometrisch gehäuft, ebenfalls zuverlässig erfasst und als solche klassifiziert werden. Bei Verschmutzungen handelt es sich im Gegensatz zu Defekten tendenziell um eine Volumenzunahme durch Fremdkörper. Dementsprechend soll in dem nächsten Kapitel ein angepasster Ansatz vorgeschlagen werden, der diese Herausforderungen des Reverse Engineerings in der Kreislaufwirtschaft löst.

3. Ansatz des Reverse Engineerings für zurückgeführte Komponenten mit Defekten

Auf Basis der skizzierten Prozesskette des Reverse Engineerings, siehe Bild 2 und Tabelle 1 sowie der vorher zusammengetragenen Anforderungen, wird in diesem Abschnitt ein modifizierter Ansatz zum Reverse Engineering mit Schwerpunkt auf die Erkennung von Defekten vorgeschlagen. Der modifizierte Ansatz des Reverse Engineerings zur Erkennung von Defekten soll eine hohe Automatisierung sowie eine hohe Detailgenauigkeit von zurückgeführten Komponenten darstellen. Die einzelnen Prozessschritte gliedern sich in Analogie zu [7] mit der Erweiterung „Defektbezogenheit“ folgendermaßen:

- **Fotografische Datenerfassung:** Die Datenerfassung erfolgt auf Basis simpler fotografischer Aufnahmen, die mit aktuellen Auflösungen hohe Detaillierungsgrade versprechen. Die Aufnahmen können zügig erstellt werden und erlauben ein hohes Automatisierungspotenzial, da kein weiteres Personal zur Erstellung von Aufnahmen und der Weiterverarbeitung der Daten nötig sind.
- **Grundkörperzeugung mithilfe von CNN:** Die fotografischen Aufnahmen werden im zweiten Schritt, mithilfe von CNN, in Grundkörper transformiert. Hierbei wird die Grundidee von [4] verfolgt. Dabei muss es eine Glättungsbegrenzung für die initiale Geometriemodellierung geben, damit Defekte und Verschmutzungen, wie in Bild 3 an dem Elektromotor überspitzt dargestellt, nicht vernachlässigt werden.
- **Segmentation mithilfe von Geometrieerkennung:** Im dritten Schritt muss es analog zum Vorgehen von [7] eine Segmentation in einzelne Bereiche geben. Hierbei soll eine Geometrieerkennung ebenfalls auf Basis eines CNN zum Einsatz kommen und einen Folgeschritt besitzen, welche eine Anomalieerkennung beinhaltet. Hier muss es eine Schleife zum vorherigen Schritt geben, welche eine Änderung bei der automatisierten Glättung hervorruft, um zu identifizieren, ob es einen Defekt gibt, welcher durch vorherige Glättungsparameter nicht erkannt wurde. Wenn dieser Schritt abgeschlossen ist, können die hier erstellten Daten in Form von Segmenten der Geometrie weitergegeben werden.
- **Feature-Klassifikation:** Nachdem die CAD-Grundkörper segmentiert wurden, muss im vierten Schritt eine Featureklassifikation ebenfalls (mithilfe von CNN) in Grundelemente wie Zylinder, Quader, oder sonstige Flächen erfolgen, damit die Modellierung eines vollständigen CAD-Modells im letzten Schritt erfolgen kann. Dabei muss es eine Sonderklasse für Defekte und Verschmutzungen geben, damit diese dann ebenfalls als Feature deklariert werden können.
- **Modellierung CAD-Modell:** Anschließend soll aus diesen Daten das CAD-Modell generiert werden, welches nach einem Modellierungsbaum generiert. Wobei Defekte, wieder separat betrachtet werden müssen und als editierbare Elemente einer Grundstruktur, z.B. in Form einer Freiformfläche, erstellt werden.
- **CAD-Modell:** Der letzte Schritt beinhaltet ein CAD-Modell, welches die genauen Abmaße des Objektes sowie einen Modellierungsbaum beinhaltet, welcher die Defekte, als editierbare Größe in Form eines Features enthält. Dies ist dann das Ergebnis dieses Ansatzes.

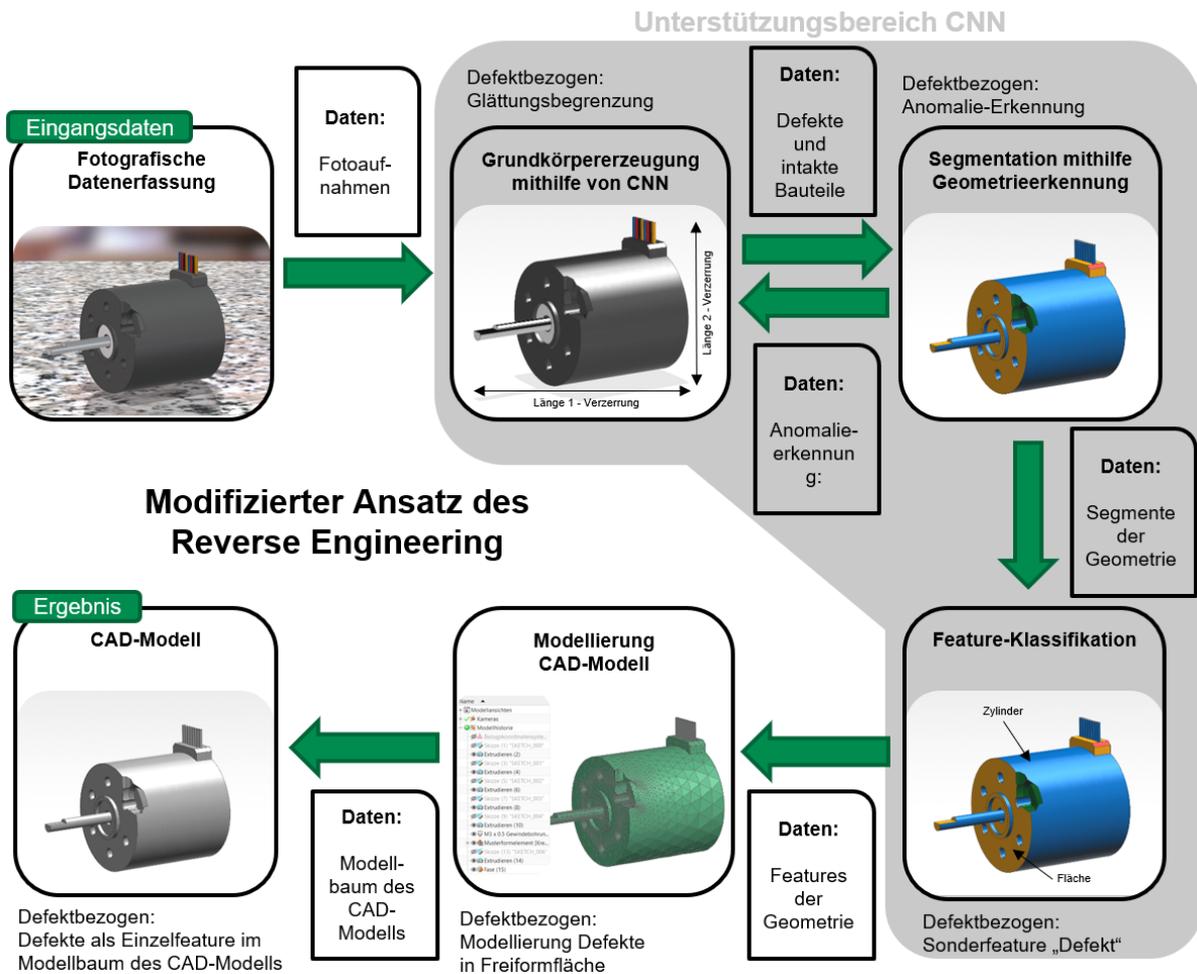


Bild 3: Modifizierter Ansatz des Reverse Engineerings mit Schwerpunkt auf Erkennung von Defekten

Zu dem aktuellen Zeitpunkt konnte der modifizierte Ansatz des Reverse Engineerings noch nicht vollständig implementiert und getestet werden. Nachfolgend wird die Implementierung des ersten Prozessschritts (Fotografische Datenerfassung) bis zum dritten Prozessschritt (Segmentation mithilfe Geometrierkennung) am Beispiel einer Schraube aufgezeigt.

4. Anwendung des vorgestellten Ansatzes der Prozesskette

Der erste Schritt der Prozesskette des Reverse Engineering aus Kapitel 3, wird im Folgenden anhand eines praktischen Versuchs realisiert. Dabei werden zunächst mehrere Fotoaufnahmen einer Schraube erstellt (vgl. Bild 4), wobei jedes Bild auf 128x128 Pixel verkleinert und in Graustufen umgewandelt wird, um die Konsistenz der Eingabedaten zu gewährleisten. Diese Fotoaufnahmen werden anschließend normalisiert, indem die Pixelwerte auf den Bereich [0, 1] skaliert werden. Gleichzeitig werden die Scheitelpunkte und die Bolzenfläche der Schraube manuell definiert, wobei die Scheitelpunkte die 3D-Koordinaten darstellen und die Flächen die Verbindungen, die die 3D-Oberflächen bilden, abgrenzen. Die Scheitelpunkte werden skaliert, um sie an die gewünschten Einheiten anzupassen. Um die Qualität der Eingabedaten zu bewahren, wird ein LOF-Algorithmus (Local Outlier Factor) eingesetzt [23]. Es werden Ausreißerfotos erkannt und ausgeschlossen, wodurch der Datensatz verbessert wird, indem die Fotoaufnahmen eliminiert werden, die den Lernprozess beeinträchtigen könnten. Ein neuronales Faltungsnetzwerk (CNN) wurde entwickelt, um die multi-perspektivischen Fotoaufnahmen den entsprechenden CAD-Daten zuzuordnen. Diese CNN-Architektur umfasst die Schichten Faltung, Pooling und Flattening sowie dichte

Verbindungen. Das Netzwerk wird mit den vorverarbeiteten Fotoaufnahmen als Eingabe und den reduzierten Scheiteldaten als Ausgabe trainiert, wobei das Training darauf abzielt, den mittleren quadratischen Fehler (MSE) über mehrere Epochen zu minimieren.

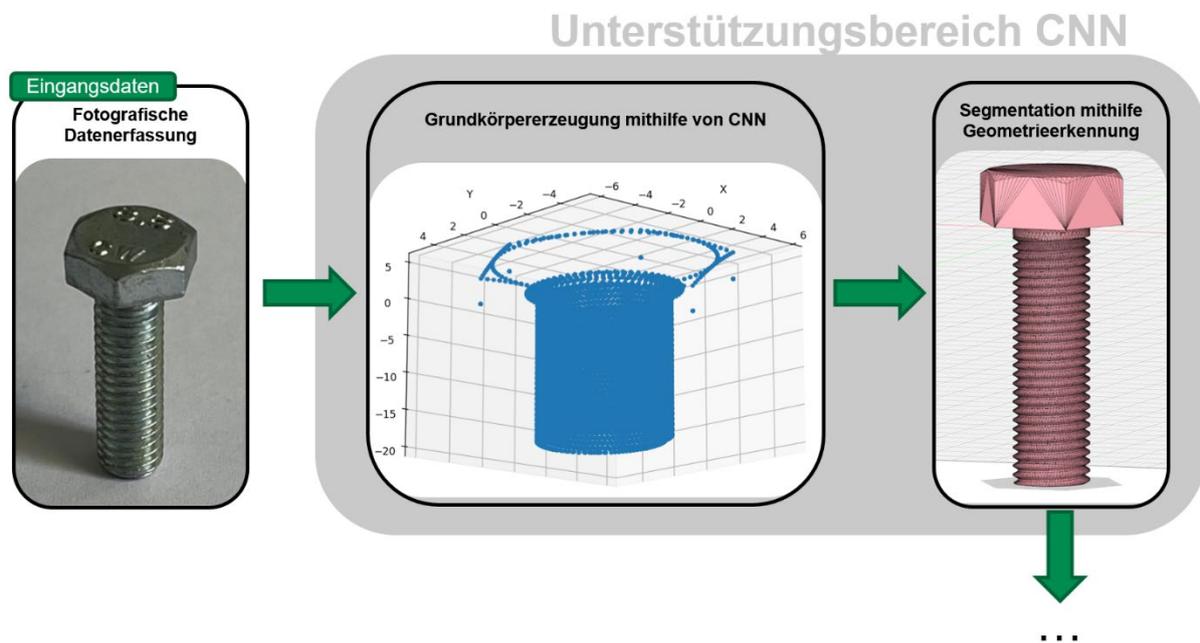


Bild 4: Überführung einer Schraube in ein CAD-Modell mittels CNN

Nach dem Training ist das Modell in der Lage, die 3D-Eckpunkte einer Schraube aus neuen Fotoaufnahmen vorherzusagen. Diese neuen Fotoaufnahmen werden in ähnlicher Weise vorverarbeitet und in das trainierte Modell eingespeist, wobei die Vorhersagen umgestaltet werden, um die 3D-Koordinaten der Scheitelpunkte zu bilden. Die vorhergesagten Scheitelpunkte werden zusammen mit vordefinierten Flächen verwendet, um ein 3D-Netz zu konstruieren, wie es in Bild 4 auf der rechten Seite dargestellt ist. Dieses Netz wird als Stereolithografie-datei (STL) gespeichert, welches ein Standardformat für 3D-Druck- und CAD-Software ist. Das STL-Format bildet lediglich die Oberfläche der Schraube ab und beinhaltet weder die Aufteilung in verschiedene Grundkörper, noch eine Modellhistorie. Die vorgestellte Methode kombiniert auf synergetische Weise die Stärken von Deep Learning für komplizierte Mustererkennung mit traditionellen 3D-Modellierungstechniken und schafft so eine robuste Verbindung von 2D-Fotoaufnahmen zu 3D-CAD.

5. Zusammenfassung und weiterführende Forschung

Ausgehend von der Forschungsfrage konnte durch die Versuchsdurchführungen gezeigt werden, dass das CNN in den Reverse-Engineering-Prozess erfolgreich integrieren und angewendet werden konnte. Genauer konnte der erste Schritt der Prozesskette praktisch umgesetzt werden (vgl. Bild 3). Dabei wurde mithilfe von multiperspektivischen Fotoaufnahmen ein CAD-Modell erzeugt und Features wie der Gewindegewinde erkannt und dargestellt. Des Weiteren wird der Anlernprozess des CNN in Bezug auf die Erkennung von Defekten zunächst auf eine geringe Anzahl Fälle beschränkt und später sukzessiv gesteigert. Hierbei wird das Modell zunehmend komplexer werden, sodass neuartige Defektarten potentiell schlecht verarbeitet werden können. Diese Zunahme der Komplexität kann einen limitierenden Faktor für den vorgestellten Ansatz darstellen. Die weiterführende Forschung dieser Arbeit soll zeigen, dass mit Hilfe von CNNs eine Grundkörper-Segmentierung erzielbar ist. Im Weiteren werden Defekte und Features von Komponenten extrahiert. Auf Grundlage dieser Daten soll ein CAD-Modell ableitet werden, welches editierbar ist und eine Modellhistorie enthält.

Literaturverzeichnis

- [1] K. Haruki, „An environmental evaluation of household garbage processors“, *Electron. Commun. Jpn.*, Bd. 93, Nr. 7, S. 42–52, Juli 2010, doi: 10.1002/ecj.10285.
- [2] J. Kirchherr, D. Reike, und M. Hekkert, „Conceptualizing the circular economy: An analysis of 114 definitions“, *Resour. Conserv. Recycl.*, Bd. 127, S. 221–232, Dez. 2017, doi: 10.1016/j.resconrec.2017.09.005.
- [3] European Remanufacturing Network, Hrsg., 4. Dezember 2023. [Online]. Verfügbar unter: <https://www.remanufacturing.eu>
- [4] H. Jobczyk und H. Homann, „Automatic Reverse Engineering: Creating computer-aided design (CAD) models from multi-view images“, 2023, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.2309.13281.
- [5] T. Várady, R. R. Martin, und J. Cox, „Reverse engineering of geometric models—an introduction“, *Comput.-Aided Des.*, Bd. 29, Nr. 4, S. 255–268, Apr. 1997, doi: 10.1016/S0010-4485(96)00054-1.
- [6] P. Benko und T. Varady, „Direct segmentation of smooth, multiple point regions“, in *Geometric Modeling and Processing. Theory and Applications. GMP 2002. Proceedings*, Wako, Saitama, Japan: IEEE, 2002, S. 169–178. doi: 10.1109/GMAP.2002.1027508.
- [7] F. Buonamici, M. Carfagni, R. Furferi, L. Governi, A. Lapini, und Y. Volpe, „Reverse engineering modeling methods and tools: a survey“, *Comput.-Aided Des. Appl.*, Bd. 15, Nr. 3, S. 443–464, Mai 2018, doi: 10.1080/16864360.2017.1397894.
- [8] W. B. Thompson, J. C. Owen, H. J. De St. Germain, S. R. Stark, und T. C. Henderson, „Feature-based reverse engineering of mechanical parts“, *IEEE Trans. Robot. Autom.*, Bd. 15, Nr. 1, S. 57–66, Feb. 1999, doi: 10.1109/70.744602.
- [9] B. R. Barbero und E. S. Ureta, „Comparative study of different digitization techniques and their accuracy“, *Comput.-Aided Des.*, Bd. 43, Nr. 2, S. 188–206, Feb. 2011, doi: 10.1016/j.cad.2010.11.005.
- [10] Z. M. Bi und L. Wang, „Advances in 3D data acquisition and processing for industrial applications“, *Robot. Comput.-Integr. Manuf.*, Bd. 26, Nr. 5, S. 403–413, Okt. 2010, doi: 10.1016/j.rcim.2010.03.003.
- [11] G. K. L. Tam u. a., „Registration of 3D Point Clouds and Meshes: A Survey from Rigid to Nonrigid“, *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, Bd. 19, Nr. 7, S. 1199–1217, Juli 2013, doi: 10.1109/TVCG.2012.310.
- [12] J. Liu, „An adaptive process of reverse engineering from point clouds to CAD models“, *Int. J. Comput. Integr. Manuf.*, Bd. 33, Nr. 9, S. 840–858, Sep. 2020, doi: 10.1080/0951192X.2020.1803501.
- [13] M. Vieira und K. Shimada, „Surface mesh segmentation and smooth surface extraction through region growing“, *Comput. Aided Geom. Des.*, Bd. 22, Nr. 8, S. 771–792, Nov. 2005, doi: 10.1016/j.cagd.2005.03.006.
- [14] A. P. Mangan und R. T. Whitaker, „Partitioning 3D surface meshes using watershed segmentation“, *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, Bd. 5, Nr. 4, S. 308–321, Dez. 1999, doi: 10.1109/2945.817348.
- [15] J. Abhau u. a., „Shape spaces via medial axis transforms for segmentation of complex geometry in 3D voxel data“, *Inverse Probl. Imaging*, Bd. 7, Nr. 1, S. 1–25, 2013, doi: 10.3934/ipi.2013.7.1.
- [16] T. Le, G. Bui, und Y. Duan, „A multi-view recurrent neural network for 3D mesh segmentation“, *Comput. Graph.*, Bd. 66, S. 103–112, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.cag.2017.05.011.
- [17] K. Guo, D. Zou, und X. Chen, „3D Mesh Labeling via Deep Convolutional Neural Networks“, *ACM Trans. Graph.*, Bd. 35, Nr. 1, S. 1–12, Dez. 2015, doi: 10.1145/2835487.
- [18] L. Di Angelo und P. Di Stefano, „Geometric segmentation of 3D scanned surfaces“, *Comput.-Aided Des.*, Bd. 62, S. 44–56, Mai 2015, doi: 10.1016/j.cad.2014.09.006.
- [19] P. Benkő, R. R. Martin, und T. Várady, „Algorithms for reverse engineering boundary representation models“, *Comput.-Aided Des.*, Bd. 33, Nr. 11, S. 839–851, Sep. 2001, doi: 10.1016/S0010-4485(01)00100-2.
- [20] F. C. Langbein, A. D. Marshall, und R. R. Martin, „Choosing consistent constraints for beautification of reverse engineered geometric models“, *Comput.-Aided Des.*, Bd. 36, Nr. 3, S. 261–278, März 2004, doi: 10.1016/S0010-4485(03)00108-8.
- [21] P. Achlioptas, O. Diamanti, I. Mitliagkas, und L. Guibas, „Learning Representations and Generative Models for 3D Point Clouds“, 2017, doi: 10.48550/ARXIV.1707.02392.
- [22] K. Saiga, A. S. Ullah, A. Kubo, und Tashi, „A Sustainable Reverse Engineering Process“, *Procedia CIRP*, Bd. 98, S. 517–522, 2021, doi: 10.1016/j.procir.2021.01.144.
- [23] O. Alghushairy, R. Alsini, T. Soule, und X. Ma, „A Review of Local Outlier Factor Algorithms for Outlier Detection in Big Data Streams“, *Big Data Cogn. Comput.*, Bd. 5, Nr. 1, S. 1, Dez. 2020, doi: 10.3390/bdcc5010001.