

# Traubenbeeren Erkennung mittels Tiefenkamera Azure Kinect

Dominik Bücher, Betreuer: Prof. Dr.-Ing. Peter Ott Automotive Systems Engineering, Heilbronn University of Applied Sciences

# Übersicht

#### Aufgabe:

- Lokalisierung der einzelnen Traubenbeeren an der Traube mithilfe einer Tiefenkamera
- Bestimmung von Form und Farbe der einzelnen Traubenbeeren
- Training eines neuronalen Netzwerks, um die Qualität einzelner Trauben anhand ihrer Form und Farbe zu erkennen

#### Vorgehensweise:

- 1. Erstellen einer Punktwolke der Weintraube mit der Azure-Tiefenkamera
- 2. Verwendung des RANSAC-Algorithmus zur Formerkennung der Traubenbeeren
- 3. Erstellung eines Datensatzes von Trauben mit guter und schlechter Qualität
- 4. Training eines neuronalen Netzes zur Bestimmung der Traubenqualität anhand von Form und Farbe

### Microsoft Azure Kinect Kamera

## Allgemein:

- Die Azure Kamera ermöglicht eine präzise Erfassung der dreidimensionalen Umgebung
- Dabei werden die Aufnahmen der Tiefenkamera mit den Farbwerten der RGB-Kamera kombiniert

#### Tiefenkamera:

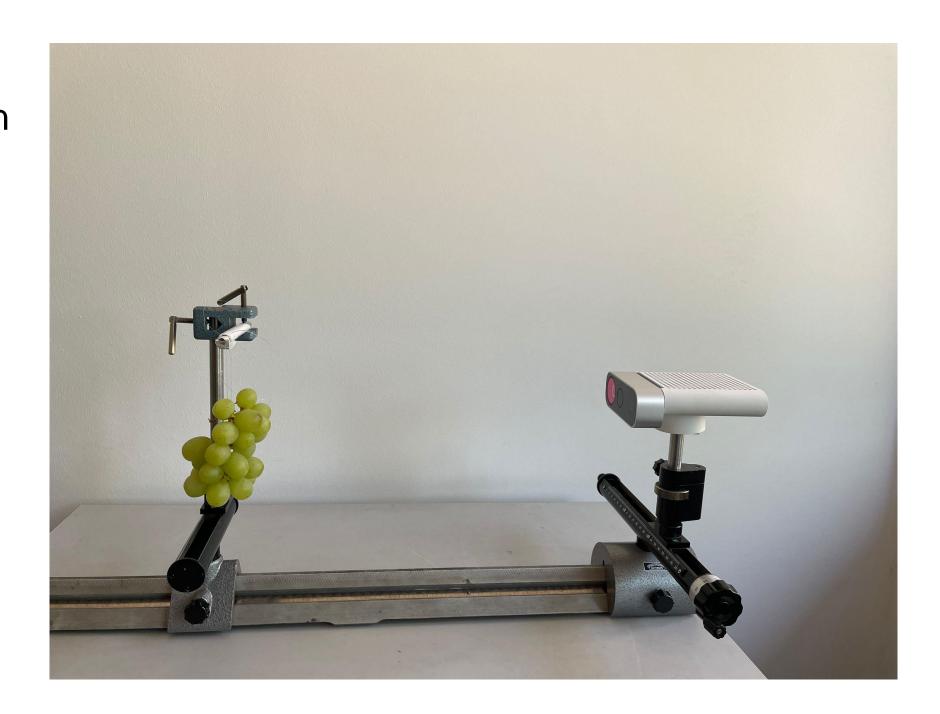
- Auflösung: 1024x1024 Pixel
- Nutzt das Amplitude Modulated Continuous Wave (AMCW) Time-of-Flight (ToF) Prinzip mit einem 1-Megapixel-Sensor

#### **RGB-Kamera:**

Auflösung: 3840x2160 Pixel (4K-Qualität)

## Versuchsaufbau

- Die Trauben und die Kamera sind auf verstellbaren Achsen montiert
- Für den Versuch wurde die Distanz zwischen Trauben und Kamera auf 40–60 cm gesetzt
- Die Trauben hängen frei in der Luft
- Vorerst werden nur grüne Trauben verwendet



## RANDOM SAMPLE CONSENSUS (RANSAC)

Der RANSAC-Algorithmus wird verwendet, um robuste Modellparameter zu schätzen, auch wenn ein signifikanter Anteil der Datenpunkte Ausreißer sind

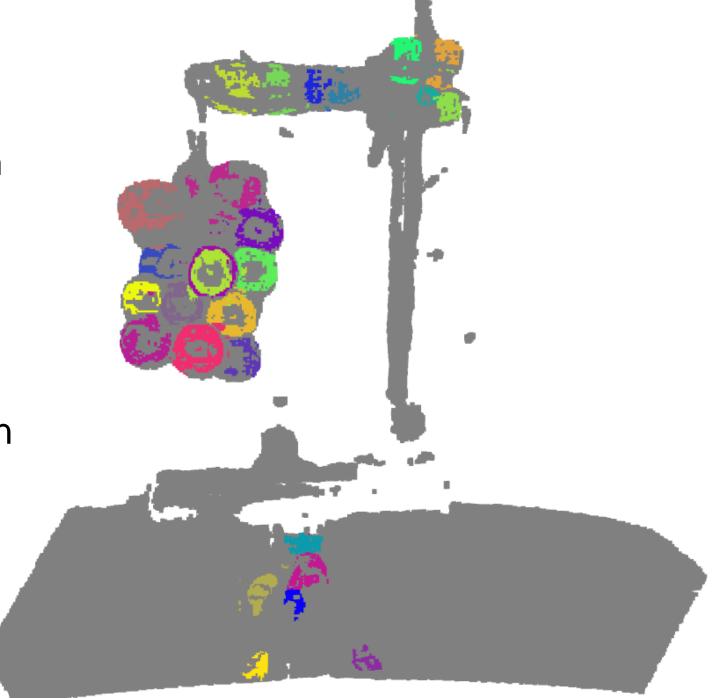
- **Grundidee**: Der RANSAC-Algorithmus identifiziert geometrische Formen in einer Datenmenge durch das Ziehen zufälliger Stichproben und die Suche nach einer Mehrheit der Punkte, die der Form entsprechen.
- Stichprobenziehung: In jeder Iteration wird eine zufällige Stichprobe von Punkten ausgewählt, um eine potenzielle geometrische Form zu schätzen.
- Modellprüfung: Das Modell wird mit den restlichen Daten verglichen, um die Anzahl der Punkte zu bestimmen, die der erkannten Form entsprechen.
- Iterationen: Der Prozess wird wiederholt, um die beste geometrische Form zu finden, die die Datenpunkte am besten repräsentiert.
- Endergebnis: Die Form mit den meisten unterstützenden Datenpunkten gilt als die beste Form.

## Formenerkennung mit RANSAC

- Bei dem Verfahren werden spezielle Formen in der Punktwolke mithilfe des RANSAC-Algorithmus gesucht
- In diesem Fall wird versucht, Kugeln in der Punktwolke zu finden
- + Mit der RANSAC-Formenerkennung werden fast alle Trauben in der Punktwolke erkannt

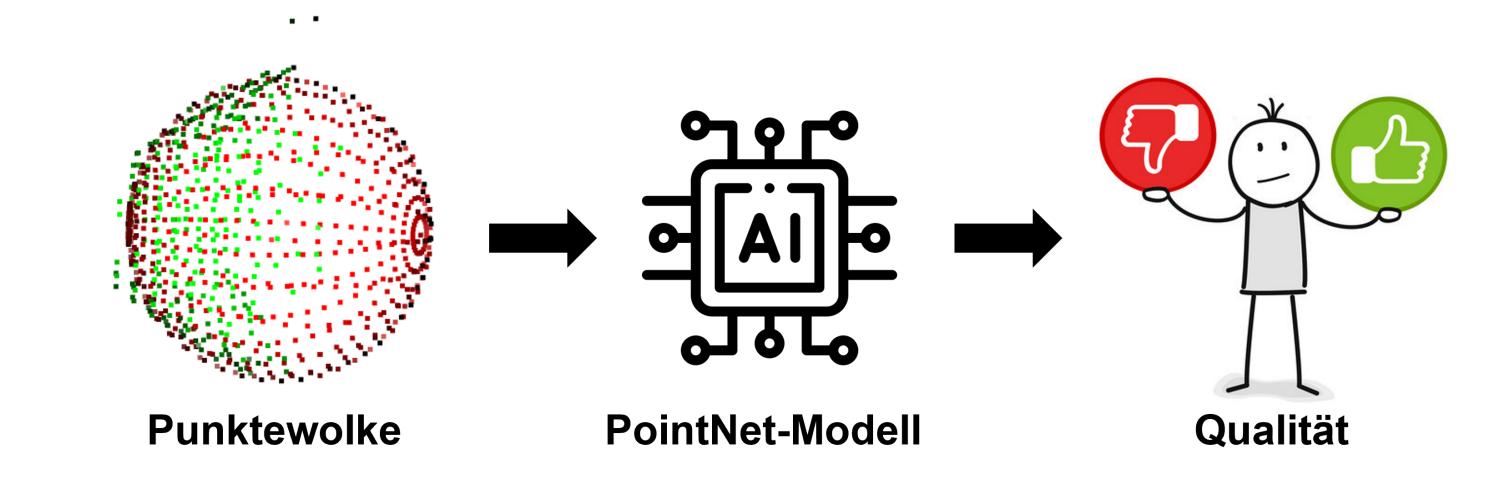
Es werden auch einige andere Kugeln erkannt, bei denen es sich nicht um Trauben handelt

 Herausforderung: Die richtigen Parameter für den RANSAC-Algorithmus finden



## TRAINING EINES NEURONALEN NETZES

- Für das Training wurde die PointNet-Architektur verwendet
- PointNet ist eine tiefenlernende Architektur, die speziell für die Verarbeitung und Analyse von 3D-Punktwolken entwickelt wurde
- Die erkannten Traubenbeeren aus der Formenerkennung werden als Input für das neuronale Netz verwendet



## Fazit und Ausblick

- Die Lokalisierung der Traubenbeeren mittels RANSAC-Formenerkennung funktioniert sehr gut, jedoch werden zusätzlich zu den Trauben auch einige unwichtige Stellen in der Punktwolke erfasst
- → Diese Punkte können jedoch größtenteils anhand der Farbwerte herausgefiltert werden
- Das PointNet-Modell liefert derzeit eine Genauigkeit von über 97 %, was auf ein sehr gutes Ergebnis hinweist
- Die Ergebnisse der Modelle müssen nochmals überprüft und gegebenenfalls auf einem größeren Datensatz validiert werden

# References

381-395.

[1] Schnabel, R., Wahl, R. and Klein, R. (2007), Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection. Computer Graphics Forum, 26: 214-226.

[2] Dung, Lan-Rong, Chang-Min Huang, and Yin-Yi Wu. "Implementation of RANSAC algorithm for feature-based image registration." J. Comput. Commun 1.6 (2013): 46-50.

[3] Martin A. Fischler and Robert C. Bolles. 1981. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Commun. ACM 24, 6 (June 1981),

[4] Parr B, Legg M, Alam F. Analysis of Depth Cameras for Proximal Sensing of Grapes. Sensors. 2022; 22(11):4179.

[5] Qi, Charles R., Su, Hao, Mo, Kaichun and Guibas, Leonidas J. (2017), PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July.

[6] Aoki, Yasuhiro, Goforth, Hunter, Srivatsan, Rangaprasad Arun and Lucey, Simon. (2019), PointNetLK: Robust & Efficient Point Cloud Registration Using PointNet. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June.