

Nutzung von realitätsnahen, synthetisch erzeugten Daten zur Verbesserung des KI-gestützten Scorings von Steeldarts in einem Single-Camera-System

Präsentation zur Masterarbeit

Justin Fürstenwerth

15. Mai 2025

Christian-Albrechts-Universität zu Kiel
Arbeitsgruppe Intelligente Systeme
Betreuer: Simon Reichhuber

Aufbau der Präsentation

Projektübersicht

Thema I: Synthetische Datenerstellung durch 3D-Rendering

Thema II: Normalisierung durch herkömmliche Computer Vision

Thema III: Lokalisierung durch neuronale Netze

Diskussion

Fazit

Projektübersicht

Thema der Masterarbeit



Abbildung 1: Bild einer Dartscheibe

- automatisches Dart-Scoring von Steeldarts-Runden
- Eingabe: Einzelnes Bild der Dartscheibe
- Ausgabe: getroffene Felder + erzielte Punktzahl

Motivation

DeepDarts: System für automatisches Dart-Scoring

- verspricht gute Ergebnisse ($\geq 84\%$ Korrektheit)
- Einsatz neuronaler Netze zur Erkennung von Keypoints (Dartscheibe + Dartpfeile)
- Systeme: DeepDarts-d1 + DeepDarts-d2



Abbildung 2: Keypoint-Detection von DeepDarts

Motivation

DeepDarts: System für automatisches Dart-Scoring

- verspricht gute Ergebnisse ($\geq 84\%$ Korrektheit)
- Einsatz neuronaler Netze zur Erkennung von Keypoints (Dartscheibe + Dartpfeile)
- Systeme: DeepDarts-d1 + DeepDarts-d2



Abbildung 2: Keypoint-Detection von DeepDarts

Problem

Einseitige Datenlage + Overfitting \rightarrow keine Generalisierbarkeit

Aufbau des Projekts

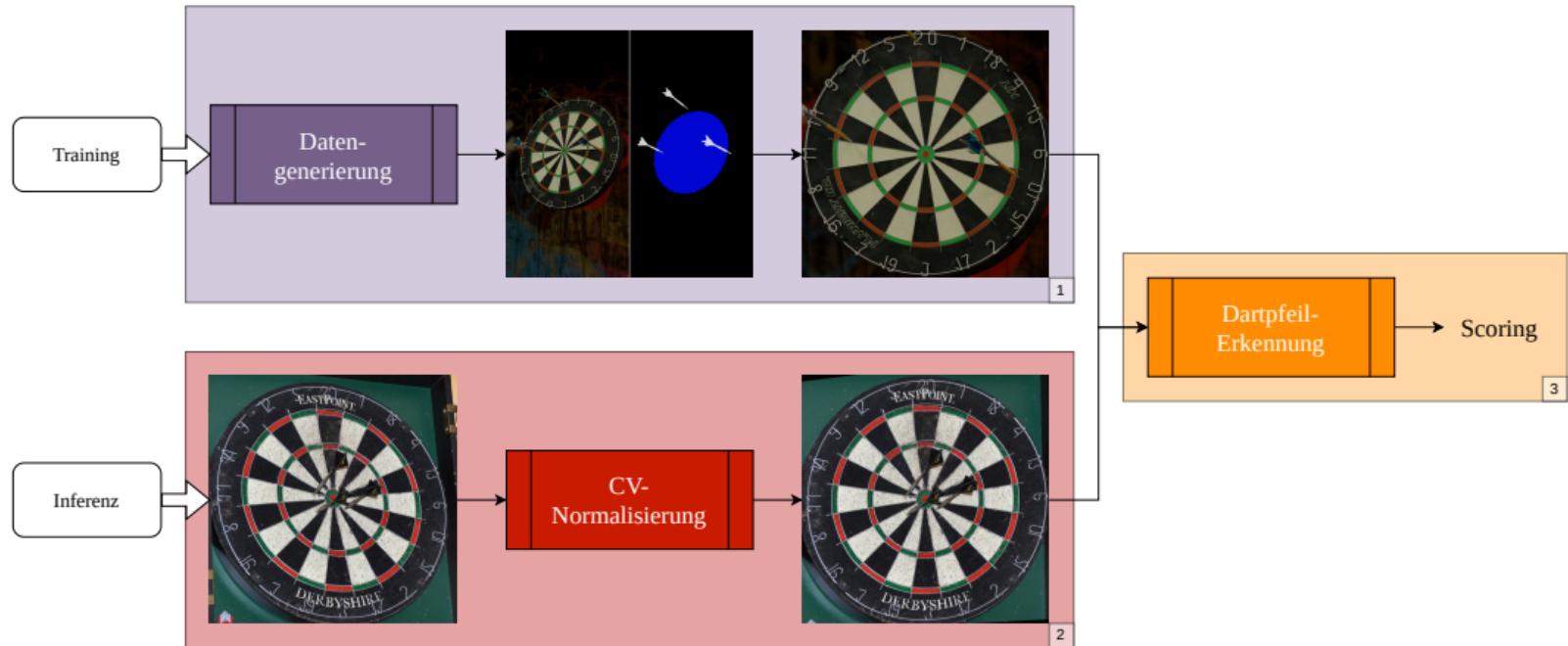


Abbildung 3: Visualisierung der Projektstruktur

Forschungsfragen

Forschungsfrage I

In welcher Qualität lassen sich automatisch Daten erstellen?

Forschungsfrage I

In welcher Qualität lassen sich automatisch Daten erstellen?

Forschungsfrage II

Wie zuverlässig kann eine algorithmische Normalisierung der Dartscheiben erarbeitet werden?

Forschungsfragen

Forschungsfrage I

In welcher Qualität lassen sich automatisch Daten erstellen?

Forschungsfrage II

Wie zuverlässig kann eine algorithmische Normalisierung der Dartscheiben erarbeitet werden?

Forschungsfrage III

Wie zuverlässig ist ein auf den synthetischen Daten trainiertes neuronales Netz?

Forschungsfragen

Forschungsfrage I

In welcher Qualität lassen sich automatisch Daten erstellen?

Forschungsfrage II

Wie zuverlässig kann eine algorithmische Normalisierung der Dartscheiben erarbeitet werden?

Forschungsfrage III

Wie zuverlässig ist ein auf den synthetischen Daten trainiertes neuronales Netz?

Forschungsfrage IV

Kann durch die erarbeiteten Systeme eine Verbesserung gegenüber DeepDarts erreicht werden?

Thema I: Synthetische Datenerstellung durch 3D-Rendering

Datengrundlage

Ziel

Automatische Datenerstellung mit Annotationen

Herangehensweise

Synthetische Datenerstellung durch 3D-Rendering



Abbildung 4: Exemplarisches Resultat der Datenerstellung

Zusammensetzung der Szene

Objekte in der 3D-Szene:

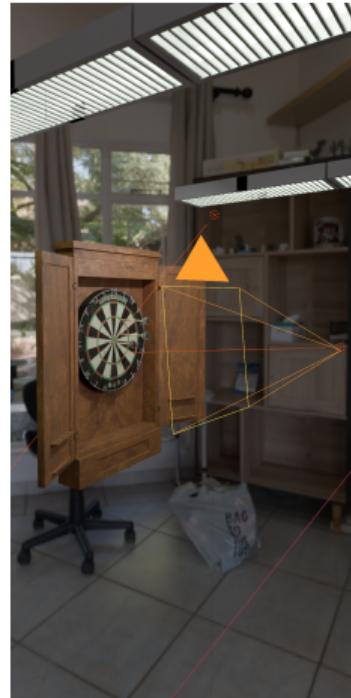


Abbildung 5: 3D-Szene

Zusammensetzung der Szene

Objekte in der 3D-Szene:

- Dartscheibe
 - Prozedurale Materialien
 - Simulation von Alter und Abnutzung



Abbildung 5: 3D-Szene

Zusammensetzung der Szene

Objekte in der 3D-Szene:

- Dartscheibe
 - Prozedurale Materialien
 - Simulation von Alter und Abnutzung
- Dartpfeile
 - Zufällige Zusammensetzung aus unterschiedlichen Bestandteilen
 - Positionierung anhand von Heatmaps



Abbildung 5: 3D-Szene

Zusammensetzung der Szene

Objekte in der 3D-Szene:

- Dartscheibe
 - Prozedurale Materialien
 - Simulation von Alter und Abnutzung
- Dartpfeile
 - Zufällige Zusammensetzung aus unterschiedlichen Bestandteilen
 - Positionierung anhand von Heatmaps
- Kamera
 - Zufällige Position in gegebenem Raum
 - Randomisierung von Brennweite, Fokuspunkt, Auflösung, ISO etc.



Abbildung 5: 3D-Szene

Zusammensetzung der Szene

Objekte in der 3D-Szene:

- Dartscheibe
 - Prozedurale Materialien
 - Simulation von Alter und Abnutzung
- Dartpfeile
 - Zufällige Zusammensetzung aus unterschiedlichen Bestandteilen
 - Positionierung anhand von Heatmaps
- Kamera
 - Zufällige Position in gegebenem Raum
 - Randomisierung von Brennweite, Fokuspunkt, Auflösung, ISO etc.
- Beleuchtung:
 - > 200 Environment Maps
 - Kamerablitz, Deckenbeleuchtung, Spotlight, Ringlicht



Abbildung 5: 3D-Szene

Ergebnisse: Beispiele

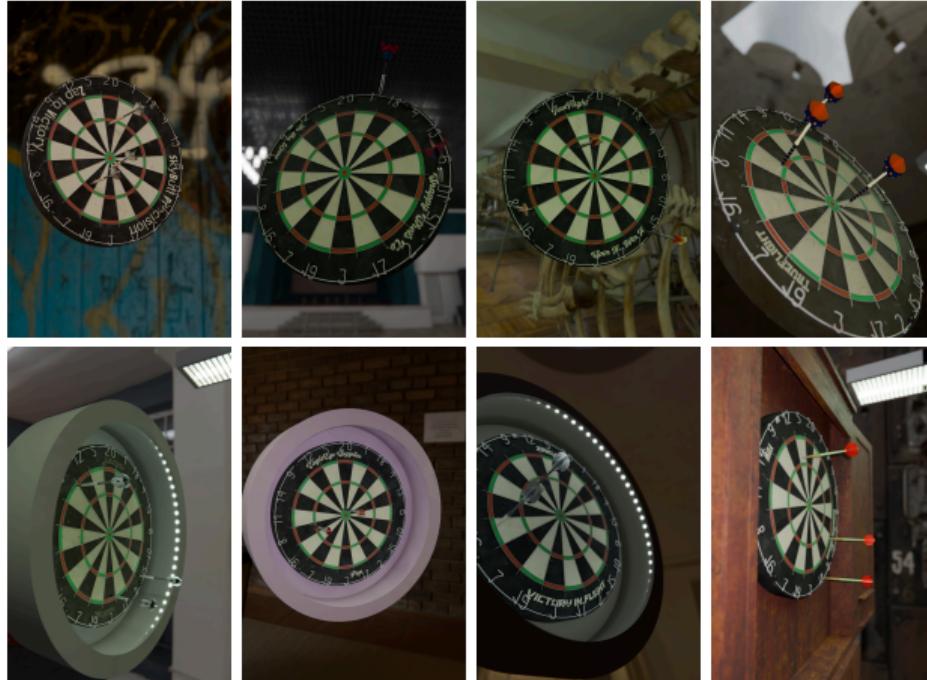


Abbildung 6: Exemplarische Render-Ergebnisse

Ergebnisse: Normalisierungen



Abbildung 7: Exemplarische Normalisierungen

Ergebnisse: Auswertung

Quantitative Auswertung nicht aussagekräftig möglich

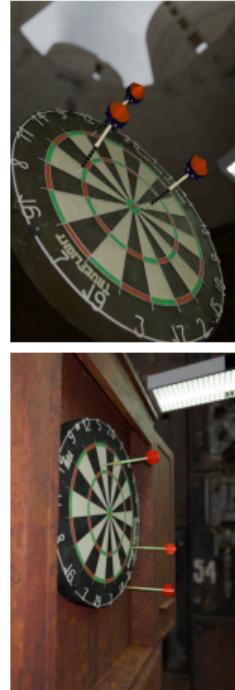


Abbildung 8: Auswahl gerenderter Bilder

Ergebnisse: Auswertung

Quantitative Auswertung nicht aussagekräftig möglich

Qualitative Auswertung:

- Realistische Simulation von Dartscheiben + Dartpfeilen
- Variable Darstellungen
- Annähernd realistisches Aussehen
- Nicht fotorealistisch



Abbildung 8: Auswahl gerenderter Bilder

Ergebnisse: Auswertung

Quantitative Auswertung nicht aussagekräftig möglich

Qualitative Auswertung:

- Realistische Simulation von Dartscheiben + Dartpfeilen
- Variable Darstellungen
- Annähernd realistisches Aussehen
- Nicht fotorealistisch

Korrektheit:

- Korrekte Normalisierung der Bilder
- Korrekte Annotationen der Dartpfeile
- Metainformationen über Positionen + Parameter

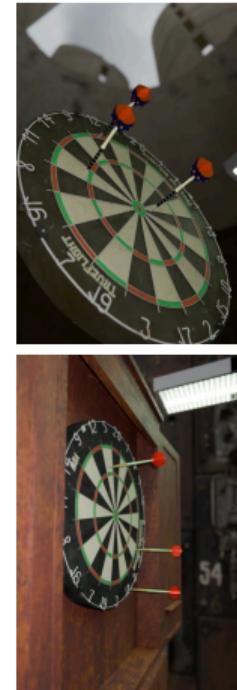


Abbildung 8: Auswahl gerenderter Bilder

Thema II: Normalisierung durch herkömmliche Computer Vision

Motivation

Geometrie der Dartscheibe:

- Kontrastreiche Felder
- Homogener Aufbau

Ziel

Normalisierung der Dartscheibe

Herangehensweise

Verarbeitungsschritte: Kanten, Linien, Orientierung



Abbildung 9: Ziel der Normalisierung

Herangehensweise: Kantenerkennung

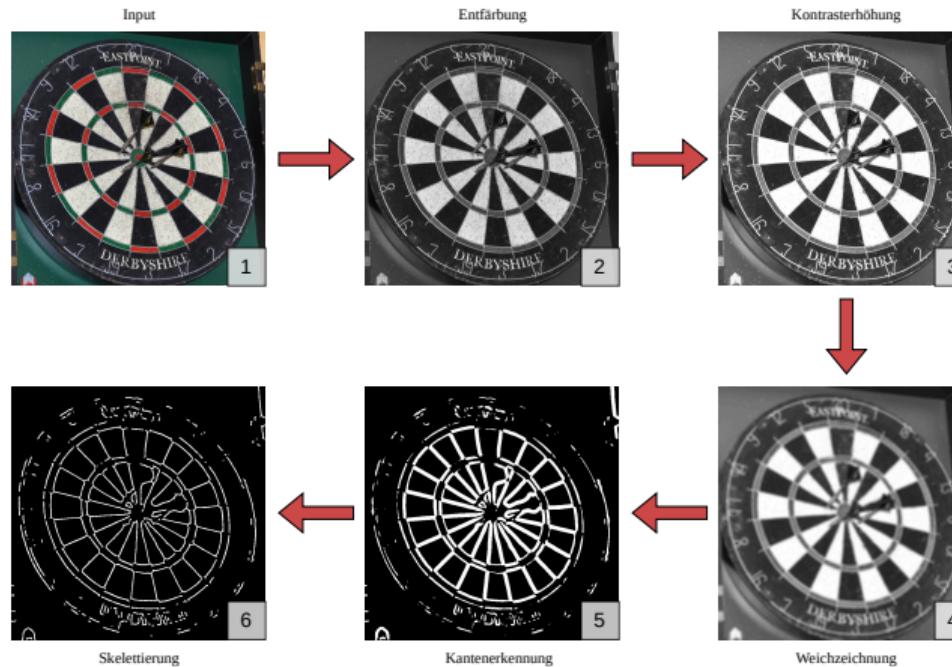


Abbildung 10: Kantenerkennung der CV-Pipeline

Herangehensweise: Linienverarbeitung

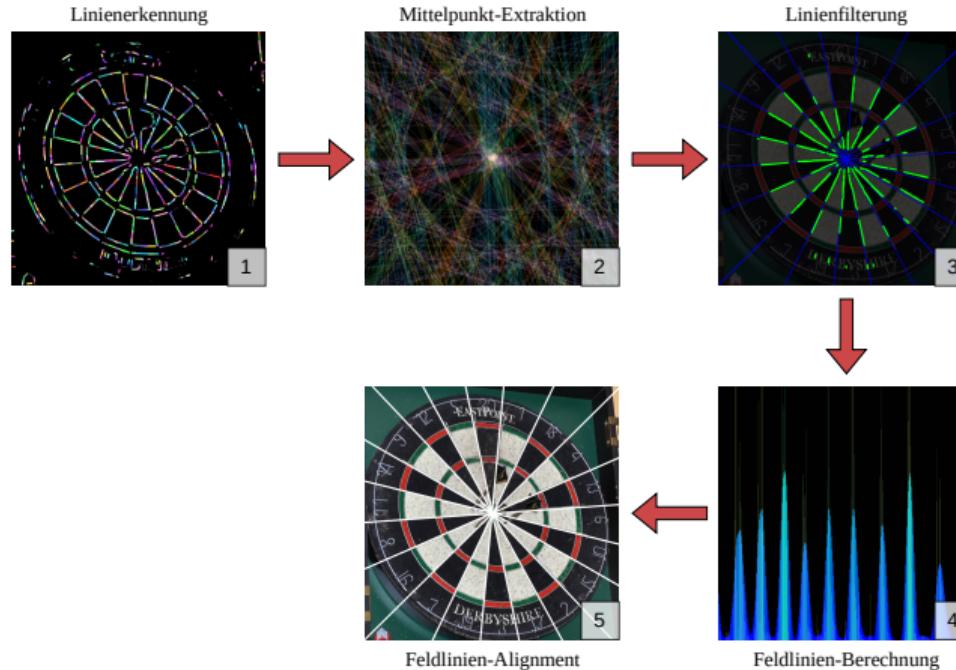


Abbildung 11: Linienverarbeitung der CV-Pipeline

Herangehensweise: Orientierung

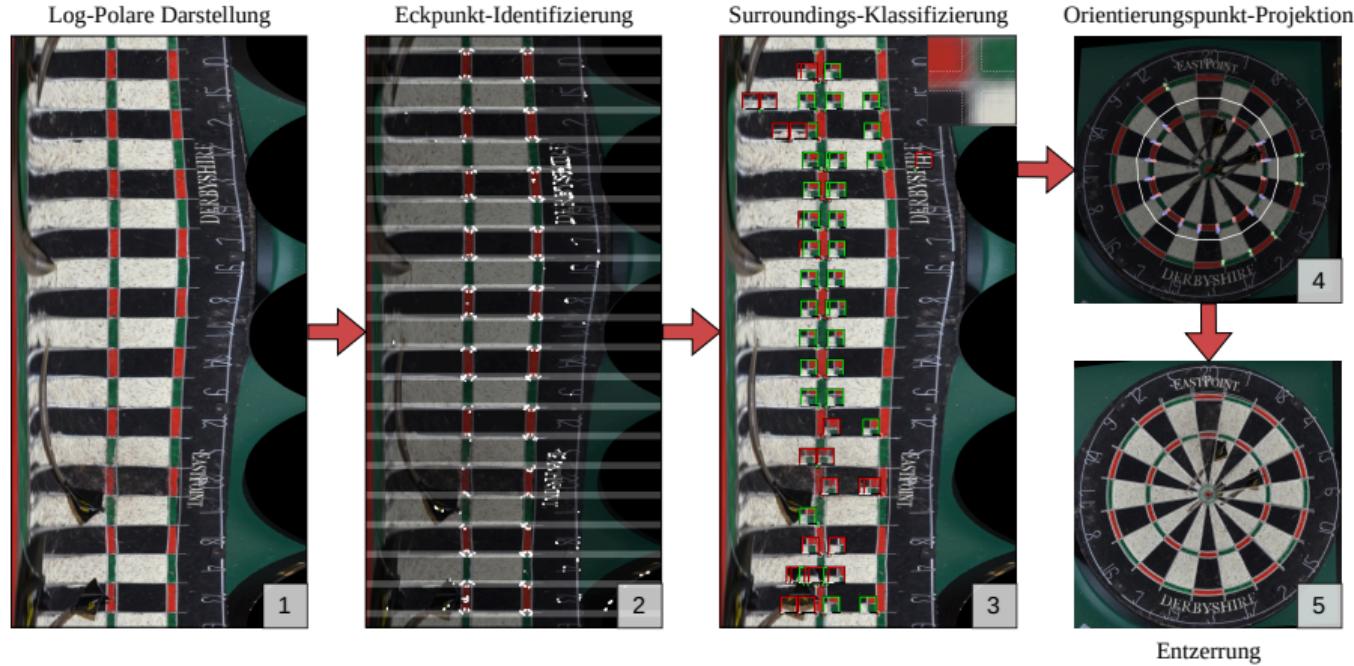


Abbildung 12: Orientierung der CV-Pipeline

Ergebnisse

Metrik 1

Fähigkeit der Ermittlung einer Normalisierung

Metrik 2

Genauigkeit der ermittelten Normalisierungen

Ergebnisse

Metrik 1

Fähigkeit der Ermittlung einer Normalisierung

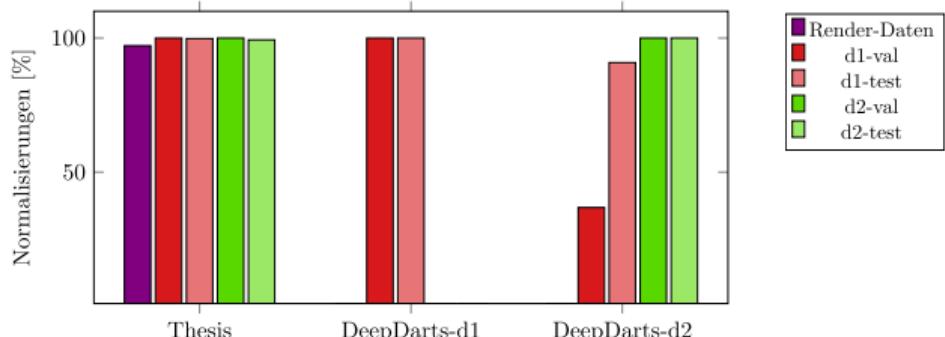


Abbildung 13: Erfolge der Normalisierung

Metrik 2

Genauigkeit der ermittelten Normalisierungen

Ergebnisse

Metrik 1

Fähigkeit der Ermittlung einer Normalisierung

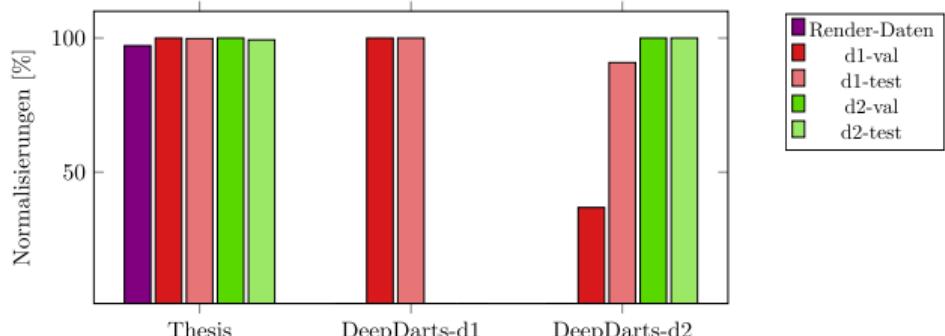


Abbildung 13: Erfolge der Normalisierung

Metrik 2

Genauigkeit der ermittelten Normalisierungen

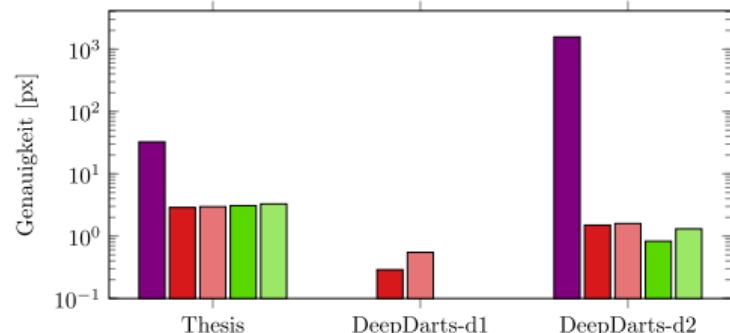


Abbildung 14: Genauigkeit der Normalisierung

Thema III: Lokalisierung durch neuronale Netze

Zielsetzung

Ausgangslage

Normalisiertes Bild einer Dartscheibe

Ziel

Lokalisierung der Dartpfeilspitzen



Abbildung 15: Ziel der Lokalisierung

Herangehensweise: YOLOv8-Abänderung

Grundlage: **YOLOv8**

Anpassungen:

- Weglassen des Multi-Scale-Outputs
 - Weglassen der Bounding Boxes
 - Einbringung des Transition-Blocks für globalen Kontext
 - Fokussierung auf Existenz + Position + Feldfarbe
- $\Rightarrow \approx 10.5 \text{ M Parameter}$

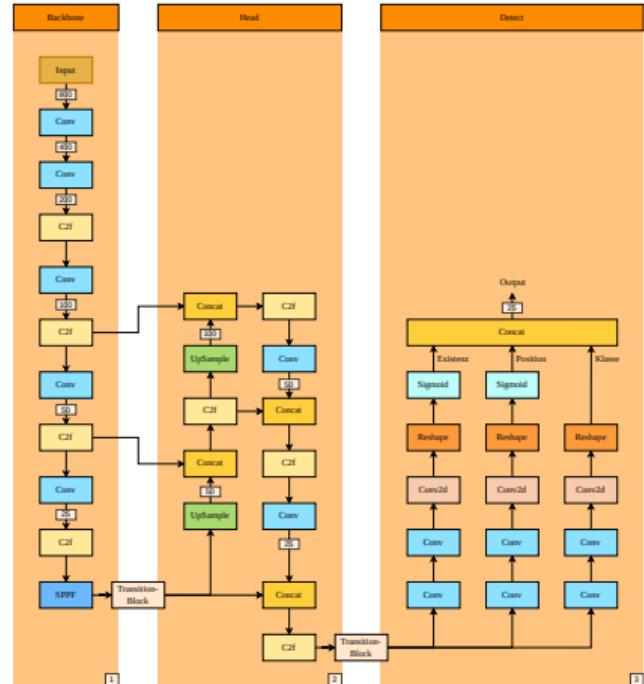


Abbildung 16: Netzwerkarchitektur basierend auf YOLOv8

Netzwerktraining: Rahmenbedingungen

24 960 Trainingsdaten:

- 20 480 Render-Daten
- 4 096 Render-Daten (Multiplier)
- 256 DeepDarts-d1-train
- 128 reale Daten (Jess Bar)

+ Augmentierung

672 Validierungsdaten:

- 256 Render-Daten
- 256 DeepDarts-d2-train
- 160 reale Daten (Strongbows Pub)

Netzwerktraining: Rahmenbedingungen

24 960 Trainingsdaten:

- 20 480 Render-Daten
- 4 096 Render-Daten (Multiplier)
- 256 DeepDarts-d1-train
- 128 reale Daten (Jess Bar)

+ Augmentierung

672 Validierungsdaten:

- 256 Render-Daten
- 256 DeepDarts-d2-train
- 160 reale Daten (Strongbows Pub)

Loss

$$\mathcal{L}(y, \hat{y}) = \omega_{\text{xst}} \mathcal{L}_{\text{xst}}(y, \hat{y}) + \omega_{\text{cls}} \mathcal{L}_{\text{cls}}(y, \hat{y}) + \omega_{\text{pos}} \mathcal{L}_{\text{pos}}(y, \hat{y})$$

Trainingsverlauf

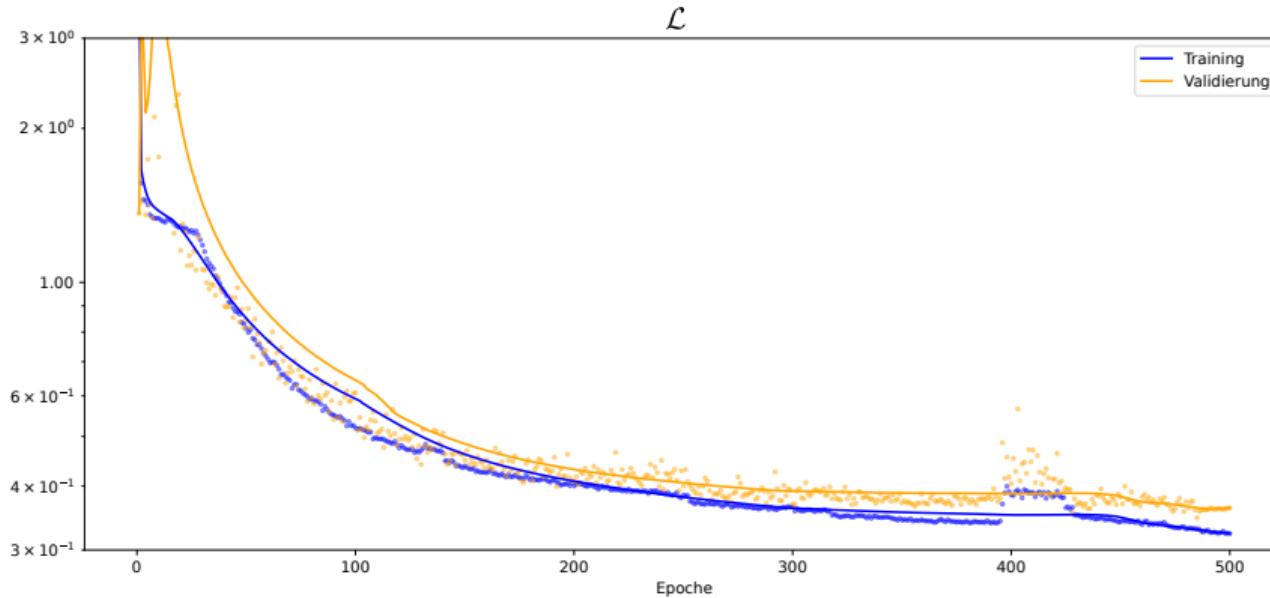


Abbildung 17: Trainingsverlauf

Beispiele: negativ



Abbildung 18: Visualisierung fehlerhafter Netzwerkvorhersagen

Beispiele: positiv

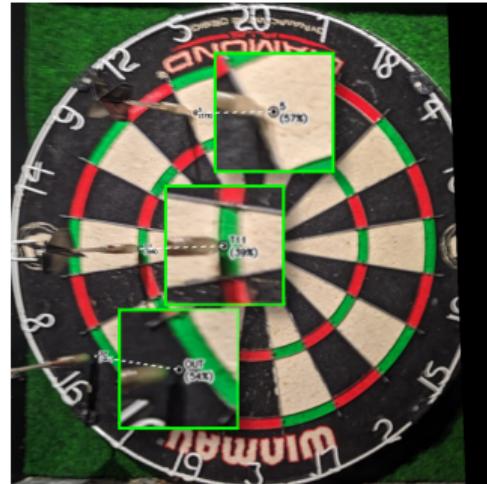


Abbildung 19: Visualisierung korrekter Netzwerkvorhersagen

Metrik: Percent Correct Score (PCS)

$$\text{PCS} = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \delta \left(\left(\sum \hat{S}_i - \sum S_i \right) = 0 \right) \%$$

PCS

DeepDarts-Metrik zur Ermittlung der Genauigkeit der Vorhersagen

→ Prozentualer Anteil korrekt vorhergesagter Punktzahlen

Ergebnisse: PCS

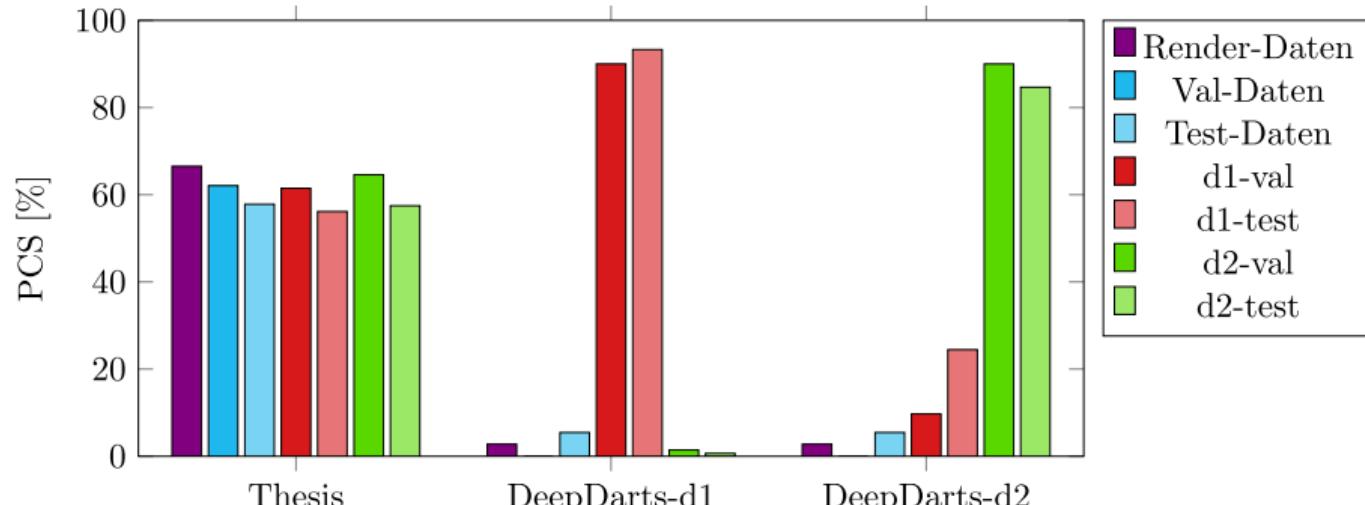


Abbildung 20: Auswertung PCS

Diskussion

Diskussion: Datenerstellung

Datenumfang:

- Wenig Lichtobjekte
- Wenig vorgefertigte Bestandteile für Dartpfeile

Realismus:

- Kein Fotorealismus
- Dartscheibe fliegt im Raum

Effizienz:

- System nicht 100 % ausgelastet → Zeitverlust



Abbildung 21: Render-Ergebnis

Diskussion: Dartscheiben-Normalisierung

Geschwindigkeit:

- Algorithmisch statt KI
- Implementierung in Python

Zuverlässigkeit:

- Skalierung der Bilder durch Vorverarbeitung → Informationsverlust
- Verwendung von RANSAC → nicht deterministisch

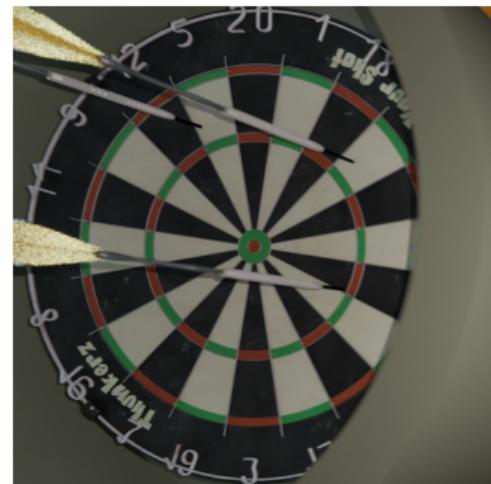


Abbildung 22: Normalisierungs-Ergebnis

Diskussion: Dartpfeil-Lokalisierung

Training:

- Synthetische Daten \neq echte Daten
- Manuelles Intervenieren

Netzwerk:

- Eigene Implementierung des Netzwerks
- Kein Transfer-Learning

Vergleich mit DeepDarts:

- Unterschiedliche Netzwerkgrößen

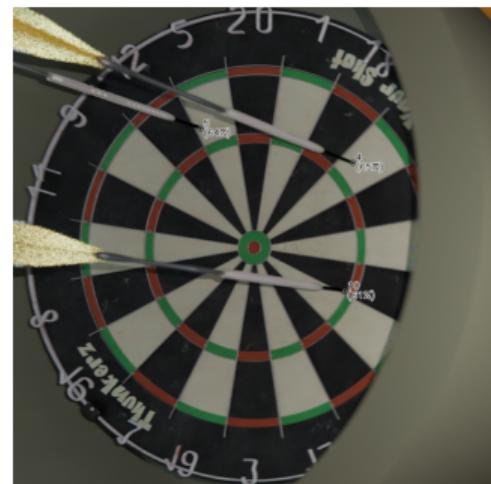


Abbildung 23: Lokalisierungs-Ergebnis

Fazit

I. Qualität der synthetischen Daten

Annähernd realistisch

Forschungsfragen

I. Qualität der synthetischen Daten

Annähernd realistisch

II. Zuverlässigkeit der algorithmischen Normalisierung

> 97 % Erfolg

< 35 px mittlere Verschiebung ($\approx 5\%$)

I. Qualität der synthetischen Daten

Annähernd realistisch

II. Zuverlässigkeit der algorithmischen Normalisierung

> 97 % Erfolg

< 35 px mittlere Verschiebung ($\approx 5\%$)

III. Generalisierbarkeit nach OOD-Training

Lediglich geringer Unterschied in PCS

Forschungsfragen

I. Qualität der synthetischen Daten

Annähernd realistisch

II. Zuverlässigkeit der algorithmischen Normalisierung

> 97 % Erfolg

< 35 px mittlere Verschiebung ($\approx 5\%$)

III. Generalisierbarkeit nach OOD-Training

Lediglich geringer Unterschied in PCS

IV. Verbesserung von DeepDarts

- Langsamere Ausführung
- + Kein Overfitting
- + Zuverlässigere Vorhersagen

Fragen?