

# Ansätze für die Entwicklung von optischen Systemen mittels bestärkenden Lernens

Cailing Fu\*, Marco Kemmerling\*\*, Jochen Stollenwerk\* \*\*\*, Carlo Holly\* \*\*\*

\*Lehrstuhl für Technologie Optischer Systeme, RWTH Aachen Universität, Aachen

\*\*Cybernetics Lab, RWTH Aachen University, Aachen

\*\*\*Fraunhofer-Institut für Lasertechnik, Aachen,

<mailto:cailing.fu@tos.rwth-aachen.de>

Um die Designzyklen in der Optikauslegung zu verkürzen und neuartige Lösungen zu generieren, wird an automatisierten Methoden der mithilfe künstlicher Intelligenz geforscht. Dieser Artikel beschreibt die Entwicklung eines sogenannten „Agenten“, welcher mithilfe bestärkenden Lernens für das Design eines Triplets trainiert wird.

## 1 Einführung und Stand der Technik

Für das automatisierte Optikdesign etablieren sich neue Methoden, mit dem Ziel, den Designzyklus zu verkürzen, komplexe Systeme beherrschbar zu machen sowie neuartige, bisher unbekannt Lösungen zu generieren. Dafür werden beispielsweise evolutionäre Algorithmen [1],[2] sowie Erweiterungen für lokale Suchalgorithmen [3],[4] verwendet. Auch die Auslegung von Systemen, die ausschließlich mit Kataloglinsen realisiert werden sollen, wird untersucht [5],[6]. Mit der fortschreitenden Entwicklung der künstlichen Intelligenz wird seit wenigen Jahren auch an Methoden des maschinellen Lernens zur Auslegung optischer Systeme geforscht [7]–[9].

Dieser Artikel befasst sich mit bestärkendem Lernen zur Auslegung von optischen Systemen am Beispiel eines Cooke Triplets. Es wird ein besonderer Fokus auf die Auswirkung unterschiedlicher Aktionsräume gelegt.

## 2 Bestärkendes Lernen für das Optikdesign

Das bestärkende Lernen (engl. Reinforcement Learning) ist eine Klasse von maschinellen Lernalgorithmen, in welcher ein Agent die Auswirkung bestimmter Aktionen in einer Umgebung erlernt. Die Handlungen werden nach ihrer Auswirkung mittels einer Bewertungsfunktion belohnt. Das Ziel des Agenten ist es, die kumulierte Belohnung über alle Aktionsschritte zu maximieren. Mögliche Aktionen sind im Falle des Optikdesigns sowohl das lokale Optimieren eines Systems mithilfe eines konventionellen Optimierers als auch das Hinzufügen, Löschen, Austauschen oder Wenden einer Linse sowie das Anpassen bestimmter Oberflächenparameter. Gemeinsam bilden die unterschiedlichen Aktionen einen Aktionsraum. Die Umgebung stellt unter anderem das aktuelle optische System, die Berechnung des Ray-Tracing, sowie die Bewertungsfunktion zur Verfügung.

## 3 Ausgangssituation

Am Beispiel eines Cooke Triplets wird die Auswirkung verschiedener Aktionsräume auf die Lernfähigkeit des Agenten untersucht. Als Ausgangssystem wird eine Aneinanderreihung von drei planparallelen Platten betrachtet. Das Zielsystem soll einen möglichst kleinen Spot bei monochromatischem Lichteinfall und 20° Feldwinkel aufweisen. Außerdem soll das Zielsystem eine NA von 0,025 und eine BFL von 100 mm erreichen.

## 4 Aktionsräume

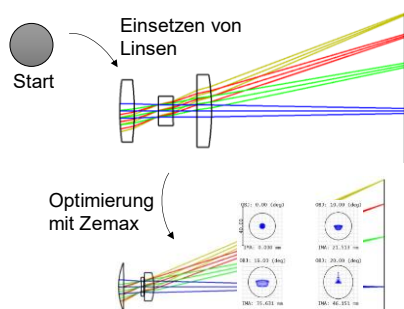
Es werden drei unterschiedliche Aktionsräume A1 bis A3 im Hinblick auf den Lernerfolg des Agenten verglichen.

A1 betrachtet das optische System auf Linsenebene. Der Agent ist in der Lage, jede der drei Linsen des Triplets gegen eine der – in diesem Fall vier – vordefinierten Linsen auszutauschen. Außerdem können Linsen gewendet und das optische System mithilfe des lokalen Damped Least Squares Optimizers von Ansys Zemax OpticStudio® auf die vordefinierte Zielfunktion optimiert werden. In den Aktionsräumen A2 und A3 können die Oberflächen der optischen Elemente unabhängig voneinander parametrisiert werden. Jede Oberfläche kann ausgewählt werden, um entweder deren Krümmung  $c \cong \frac{1}{\text{Radius}}$  in  $\frac{1}{\text{mm}}$  oder deren Dicke  $t$  in mm zu verändern. In A2 stehen dem Agenten dafür jeweils 100 diskrete Werte zur Verfügung, während A3 den jeweiligen Parameter um einen fest definierten Diskretisierungsschritt verändern kann. In beiden Fällen bewegt sich der Agent innerhalb des zulässigen Bereichs von  $-0.05 \leq c \leq 0.05$  und  $1 \leq t \leq 100$ .

### A1 – Linsenbasierte Aktionen

Verwendet der Agent Aktionen aus A1, verhält sich der Agent nach erfolgtem Training wie folgt (**Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.**): Erst werden alle Linsen des Startsystems durch

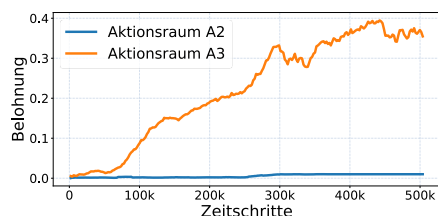
eine der vordefinierten Linsen ausgetauscht, danach erfolgt eine Optimierung. Weitere Iterationen sowie das Wenden einer Linse werden nicht durchgeführt. Verschiedene Variationen des Endsystems entstehen dabei nicht. Für die hier gewünschten Anforderungen konnte dennoch für ein beugungsbezogenes System erreicht werden. Für andere Anforderungen an die Optik müssen weitere Linsen vordefiniert oder Kataloglinsen verwendet werden.



**Abb. 1** Vorgehen des Agenten zur Optimierung des Startsystems unter Verwendung von Aktionen aus A1.

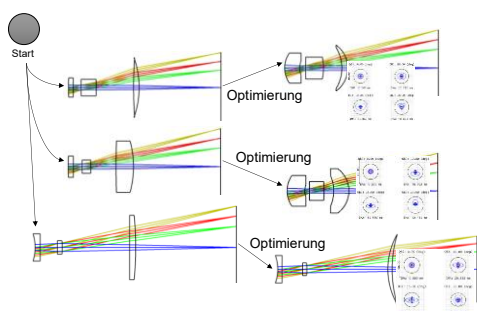
### A2 & A3 – Oberflächenbasierte Aktionen

Beim Vergleich der beiden oberflächenbasierten Aktionsräume A2 und A3 ist, wie in Abb. 2 dargestellt, A3 der vielversprechendere Aktionsraum. Das direkte Setzen der Parameter (A2) führt selbst nach längerem Anlernen nicht zu einem Erfolg. Die Belohnung des Agenten stagniert ohne sichtliche Verbesserung. Verwendet der Agent dagegen eine schrittweise Veränderung (A3), so steigt mit der Anzahl der Trainingschritte die erhaltene Belohnung.



**Abb. 2** Belohnung des Agenten bei direkter Parameteränderung im Vergleich zur schrittweisen Veränderung der Parameterwerte.

Mit A3 verfügt der Agent über eine größere Designfreiheit als im Fall von A1. Diese Freiheit führt zur Erstellung verschiedener Zielsysteme (Abb. 3).



**Abb. 3** Beispiele für Endsysteme unter Verwendung von Aktionsraum A3.

## 5 Zusammenfassung

Durch die eigenständige Suche des Agenten ist Bestärkendes Lernen eine erfolgsversprechende Möglichkeit zur automatisierten Optikauslegung von unbekanntem und neuartigen Systemen. Dabei spielt jedoch der Aktionsraum, mit dem der Agent das optische System verändern kann, eine entscheidende Rolle. Als vielversprechend hat sich hierbei die Möglichkeit einer schrittweisen Anpassung der Oberflächenparameter herausgestellt. Damit werden für eine gewünschte Anforderung verschiedene Endsysteme erzeugt, die im Hinblick auf ihre weitere Verwendbarkeit vom Nutzer bewertet werden.

## 6 Danksagung

Dieses Projekt wurde gefördert durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen der Exzellenzstrategie des Bundes und der Länder – EXC-2023 Internet of Production – 390621612.

## Literatur

- [1] B. F. Carneiro de Albuquerque, F. Luis de Sousa, and A. S. Montes, "Multi-objective approach for the automatic design of optical systems," *Optics Express* **24**, pp. 6619–6643 (2016).
- [2] C. C. Olson, "Automated design of optical architectures using novel encoding methods and a multi-objective optimization framework," in *Novel Optical Systems, Methods, and Applications XXII*, Vol. 11105 (SPIE, 2019).
- [3] D. C. Dilworth, "Novel global optimization algorithms: binary construction and the saddle-point method," in *Current Developments in Lens Design and Optical Engineering XIII*, Vol. 84860 (SPIE, 2012).
- [4] M. van Turnhout, P. van Grol, F. Bociort, and H. P. Urbach, "Obtaining new local minima in lens design by constructing saddle points," *Optics Express* **23**, pp. 6679–6691 (2015).
- [5] G. König, C. Fu, J. Stollenwerk, C. Holly, and P. Loosen, "Automated lens design for optical systems consisting of stock lenses," *Optics Express* **29**, pp. 39027–39041 (2021).
- [6] M. D. Young, "Global design of an off-the-shelf objective lens with no a priori design and macro-enabled optimization," in *Optical Engineering*, Vol. 61(10) (SPIE, 2022).
- [7] G. Côté, J.-F. Lalonde, and S. Thibault, "Deep learning-enabled framework for automatic lens design starting point generation," *Optics Express* **29**, pp. 3841–3854 (2021).
- [8] G. Côté, Y. Zhang, C. Menke, J.-F. Lalonde, and S. Thibault, "Inferring the solution space of microscope objective lenses using deep learning," *Optics Express* **30**, pp. 6531–6545 (2022).
- [9] C. Fu, J. Stollenwerk, and C. Holly, "Reinforcement learning for guiding optimization processes in optical design," in *Applications of Machine Learning 2022*, Vol. 12227 (SPIE, 2022).