


Datum: 02.09.2025	Abschlussbericht OMLO	 Technische Universität Berlin Institut für Luft- und Raumfahrt Fachgebiet Raumfahrttechnik
		Förderkennzeichen: 50 RP 2250
Vorhabenskennzeichnung: OMLO – Optical Computing for Machine Learning in Orbit		Projektleiter (TU-Berlin): Prof. Dr. Enrico Stoll
Laufzeit des Vorhabens: 01.07.2022 bis 30.04.2025		

Aufzählung der wichtigsten wissenschaftlich-technischen Ergebnisse und anderer wesentlicher Ereignisse:

Inhaltsverzeichnis

1 Management (AP 5).....	3
1.1 Projektmanagement (AP 5.1).....	3
1.1.1 Beschäftigungsverhältnisse.....	3
1.1.2 Koordinierung mit Unterauftragnehmern.....	3
1.2 Dokumentation (AP 5.2).....	5
1.3 Öffentlichkeitsarbeit (AP 5.3).....	5
2 Spezifikation (AP 1).....	6
2.1 Beschaffung von Komponenten (AP 1.1).....	6
2.2 Erstellen von Laboraufbauten (AP 1.2).....	6
2.3 Evaluation und Benchmarking (AP 1.3).....	6
2.4 Technische Spezifikation OMLO Demonstrator (AP 1.4).....	7
2.4.1 Aufbau 1 (Freistrahloptiken).....	7
2.4.2 Aufbau 2 (Teilintegriert).....	9
2.4.3 Aufbau 3 (Alternativansatz).....	10
2.4.4 Aufbau 4 (MZI).....	11
2.5 Konzept zur Onboard Integration (AP 1.5).....	12
2.5.1 Interface-Elektronik.....	13
2.5.2 Peripherie.....	13
2.5.3 Integration in Satellitenbus.....	14
3 Machine Learning (AP 2).....	16
3.1 Onboard Anwendungsfall (AP 2.1).....	16
3.1.1 Potentielle Anwendungsfelder.....	16
3.1.2 Auswahl.....	18
3.2 Aufbereitung von Trainingsdaten und Simulation (AP 2.2).....	19
3.3 CNN Adaptation auf Demo-Architecture (AP 2.3).....	19

3.4 Performancetest und Benchmarking (2.4).....	22
4 OMLO Demonstrator (AP3).....	23
4.1 Designentwurf (AP 3.1).....	23
4.2 Integration und Zusammenbau (AP 3.2).....	23
4.3 Inbetriebnahme und Test (AP 3.3).....	23
4.4 Nutzlast Controller / EGSE (AP 3.4).....	24
4.5 Strahlungstest (AP 3.5).....	27
5 Photonische Spin Hamiltonians (AP 4).....	28
5.1 Analyse photonischer Ising-Systeme (AP 4.1).....	28
5.2 Abbildung von Anwendungsfall auf Ising Modell (AP 4.2).....	29
5.3 Realisierung eines photonischen Ising Modells (AP 4.3).....	29
5.4 Untersuchung des Potentials optischer neuronaler Netze im Quantenlimit (AP 4.4).....	30
6 Zusammenfassung.....	31
6.1 Vergleich des Stands des Vorhabens.....	31
6.2 Aussichten für die Erreichung der Ziele.....	31
6.3 Ergebnisse von dritter Seite.....	31
6.4 Notwendige Zielsetzungsänderungen.....	31
6.5 Erfindungen/Schutzrechtsanmeldungen.....	31
6.6 Wissenschaftliche Erfolgsaussichten nach Projektende.....	32
6.7 Wissenschaftliche und wirtschaftliche Anschlussfähigkeit.....	32
7 Referenzen.....	33

1 Management (AP 5)

Status: abgeschlossen 2025

1.1 Projektmanagement (AP 5.1)

Status: abgeschlossen 2025

Im Laufe des Berichtszeitraums haben uns Mitarbeiter verlassen und neue geeignete Mitarbeiter wurden eingestellt.

1.1.1 Beschäftigungsverhältnisse

- Jose Diez wurde zum 01.05.2023 auf das Projekt OMLO umgesetzt und war bis zum 01.12.2023 im Projekt als Systemingenieur beschäftigt. Herr Diez übernahm die Aufgaben in Teilzeitbeschäftigung.
- Felix Kübler wurde zum 01.05.2023 auf das Projekt OMLO umgesetzt und übernahm die Projektleitung in Teilzeitbeschäftigung.
- Jose Diez und Felix Kübler wurden kurzfristig von einem anderen Projekt für die Planung und Organisation von OMLO abgezogen.
- Nach dem Austritt von Herrn Diez zum 01.12.2023 übernahm Herr Kübler zusätzlich die Aufgabe als Systemingenieurs. Die Teilzeitbeschäftigung wurde auf eine Vollzeitbeschäftigung angehoben.
- Celine Dyhring wurde zum 01.10.2023 als studentische Hilfskraft angestellt. Sie unterstützte Inna Kviatkovsky bei der Laboraufbauten auf Seiten des FITS.
- Lennart Mannteuffel sollte bereits zum 01.12.2023 dem Projekt als studentische Hilfskraft beitreten. Auf Grund von Verzögerungen innerhalb der TU Verwaltung wurde die Einstellung erst zum 01.02.2024 umgesetzt. Das Verfahren war von Seiten der OMLO Projektleitung aber bereits zum Ende 2023 abgeschlossen.
- Inna Kviatkovsky hat das Projektteam zum 31.01.2024 verlassen. Ihre Expertise, insbesondere im Bereich der optischen Aufbauten, war enorm wichtig. Ihre Position musste daher schnell nachbesetzt werden.
- Mingwei Yang wurde am 01.04.2024 als Nachfolgerin von Inna Kviatkovsky eingestellt. Sie war bereits zuvor im Team von Frau Kviatkovsky involviert, kannte sich mit den Laboraufbauten aus und war daher ideal für die Nachbesetzung geeignet. Aufgrund von Verzögerungen innerhalb der TU-Verwaltung dauerte die Einstellung jedoch etwa drei Monate nach dem Ende des Vertragsverhältnisses mit Frau Kviatkovsky.
- Okan Akyüz wird dem Projekt zum 01.09.2024 als studentische Hilfskraft beitreten. Insbesondere soll er beim Aufbau der Laboraufbauten unterstützen. Aufgrund erheblicher Verwaltungsprobleme innerhalb der TU kam es bei der Einstellung zu einer Verzögerung von fünf Monaten.

1.1.2 Koordinierung mit Unterauftragnehmern

Neben der internen Abstimmung zwischen den Projektpartnern des Fachgebiets Raumfahrttechnik (RFT) und der Physikalischen Grundlagen der IT-Sicherheit (FITS) an der TU Berlin kommt der Koordinierung der externen Unterauftragnehmer eine zentrale Bedeutung zu.

Rapid Cubes

- Das Verhältnis zu Rapid Cubes gestaltet sich vielversprechend und die Entwicklung und Fertigung der Nutzlastplatinen ist stetig voran geschritten.
- Rapid Cubes hat alle vereinbarten Leistungen fristgerecht eingereicht. Dazu gehören die Produktion von Nutzlastplatinen und deren Dokumentation. Darüber hinaus stand Rapid Cubes jederzeit für technischen Support zur Verfügung.

Leibniz Institute for High Performance Microelectronics (IHP)

- Das IHP ist ein schwieriger Projektpartner der nur schwer zu erreichen ist. Wiederholt gab es Probleme mit der Einhaltung von Termine und uns wurde keine Antwort oder Hinweis auf den aktuellen Stand der Entwicklung und Fertigung gegeben. Insbesondere für die Anforderungsdefinition der Nutzlast waren wir auf diese Kooperation sehr stark angewiesen. Zum Ende des Jahres bekamen wir letztendlich den Hinweis, dass die Produktion abgeschlossen sei, und dass nun die Testphase beginnen würde. Alle ausstehende Informationen die für die Nutzlastanforderungen benötigt wurden konnten ebenfalls in diesem Zeitraum geklärt werden.
- Nachdem es im Jahr 2023 zu erheblichen Problemen mit unserem Partner IHP kam, wurde von unserer Seite die Rechtsabteilung eingeschaltet. Zuvor wurde mit dem DLR ein Alternativansatz besprochen, der die Hardware von IHP nicht benötigt. Die Rechtsabteilung drohte anschließend mit einem Vertragsrücktritt, woraufhin die Kommunikation seitens IHP schlagartig wieder aufgenommen wurde. Wir wurden darüber informiert, dass die Chips Ende 2024 gefertigt und Anfang 2025 zur Verfügung stehen würden. Da sich die Produktion zu diesem Zeitpunkt bereits um mehr als ein Jahr verzögert hatte, wurde dem neuen Produktionszeitraum wenig Vertrauen geschenkt. Für das Projekt OMLO war dieses Zeitfenster zudem zu spät, um noch zur Verwertung beitragen zu können. Da die Chips unserem Alternativansatz technisch deutlich überlegen waren, haben wir in Absprache mit dem DLR entschieden, sie anzunehmen, jedoch voraussichtlich erst im Nachfolgeprojekt OMLO2 zu nutzen.

1.2 Dokumentation (AP 5.2)

Status: abgeschlossen 2025

- **Bachelorarbeit** zur Umsetzung eines Stanford-Multipliers im Freiraum Versuchsaufbau. (2024)
Titel: „Optical Vector-Matrix Multiplication for Machine Learning on Board of Satellites“
- **Journal Veröffentlichung** zum Konzept des Versuchsaufbaus im CEAS (2025)
Titel: „[Concept of an In-Orbit AI System Based on Optical Computing](#)“ [7]
- **Journal Veröffentlichung** zur Umsetzung der optischen Rechenkonzepte im CEAS (2025)
Titel: „From Concept to Prototype: Realizing an in-orbit AI-system utilizing optical computing“

1.3 Öffentlichkeitsarbeit (AP 5.3)

Status: abgeschlossen 2025

- Posterpräsentation beim Austauschforum der Innovations- und Transfervorhaben im Nationalen Programm des DLR (April 2024)
Titel: „Optical systems for classical and quantum computing for machine learning in orbit (OMLO)“
- Posterpräsentation für Deutsche Physikalische Gesellschaft (DPG) Kongress (März 2025)
Titel: „Photonic Matrix-Vector Multiplication at the Quantum Limit“
- Die Veröffentlichung aus AP 5.2 (1.2) kann neben der Dokumentation auch als Öffentlichkeitsarbeit gewertet werden.

2 Spezifikation (AP 1)

Status: abgeschlossen 2024

2.1 Beschaffung von Komponenten (AP 1.1)

Status: abgeschlossen 2024

Alle Schlüsselkomponenten konnten bis Mitte Februar 2024 beschaffen werden. Es waren keine weiteren Beschaffungen von Geräten erforderlich. Folgend sind die beschafften Komponenten aufgelistet:

Lfd. Nr.	Bezeichnung	Hersteller	Beschaffungsjahr
1	Messequipment / Oszilloskop	SHF AG	2023
2	Digitales Mikrospiegel-Device	TOPTICA Photonics AG	2022
3	Digitales Hochgeschwindigkeitsdetektorsystem	Quantum Opus LLC	2022
4	Fiber-Launch-System	Thorlabs GmbH	2024
5	Analoges Hochgeschwindigkeitsdecoder System	Thorlabs GmbH	2024
6	C-Band Laser	ID Photonics	2024
7	Optisches Powermeter	Thorlabs GmbH	2023
8	C-Band Kamera	Edmund Optics Ltd	2023
9	RF-Generator	BG-Microwave	2023
10	Photodiode	Coherent Europe B.V.	2023
11	KI-Workstation	Mifcom	2024

Tabelle 1: Geräteliste

2.2 Erstellen von Laboraufbauten (AP 1.2)

Status: abgeschlossen 2024

Als AP 1.2 wurde ein Laboraufbau zum optischen Faltungnetzwerk unter Verwendung von Freistrahloptiken erstellt. Hierfür wurde ein Laserstrahl an einem Mikrospiegelarray reflektiert und als Eingabe-Layer verwendet. Der Faltungs-Layer wurde mittels eines zweiten Mikrospiegelarrays realisiert. Der Ausgabe-Layer wurde mittels einer CMOS-Kamera umgesetzt. 2024 wurde der Versuchsaufbau angepasst und anstatt der Mikrospiegelarrays Variable.Optical-Attenuators (VOAs) und ein Mach-Zehnder-Interferometer-Netzwerk (MZIN) verwendet. Der Aufbau wurde zudem vollständig auf Faserübertragung umgestellt.

2.3 Evaluation und Benchmarking (AP 1.3)

Status: abgeschlossen 2023

Die Tauglichkeit des Laboraufbaus aus AP 1.2 (2.2) zum maschinellen Lernen wurde anhand eines vergleichsweise einfachen Testszenarios, der Erkennung handgeschriebener Ziffern, erprobt. Es hat sich herausgestellt, dass der Ansatz des optischen Faltungnetzwerks nicht vielversprechend ist. In optischen Faltungnetzwerken skaliert das Beschleunigungspotential mit der Größe des Faltungs-Kernels. In praktischen Anwendungen werden typischerweise Kernels mit Größe $3 \times 3 = 10$ verwendet. Für eine sinnvolle Anwendung des optischen Faltungnetzwerkes sollten die Kernel eine Größe von $100 \times 100 = 10.000$ aufweisen. Auf Grund der IHP Ringmodulatoren sind wir aber auf max. 4×4 beschränkt. Damit bleibt die Performanz dieses Schemas in realen Anwendungen voraussichtlich um 3 Größenordnungen hinter den Erwartungen. Deshlab wurde das Schema der optischen

Vektor-Matrixmultiplikation, das diesen Limitierungen nicht unterliegt, weiter verfolgt. Insbesondere wurde ein integrierter optischer Aufbau zur Multiplikation 4-dimensionaler Vektoren mit 4x4-Matrizen vorbereitet. Ein erster Freistrahlaufbau für Vorversuche wurde erstellt. Mit diesem ließen sich bereits Genauigkeiten von 86 % erzielen. Das Testszenario des Iris-Datensatzes wurde verwendet um die Eignung für maschinelles Lernen zu erproben. Hierbei konnten bereits über 60 % Erkennungsgenauigkeit erzielt werden. Der Aufbau eines vergleichbaren Experimentes auf Grundlage integrierter Optiken wurde daraufhin vorbereitet und für zur On-board Integration in AP 1.4 (2.4) ausgewählt.

2.4 Technische Spezifikation OMLO Demonstrator (AP 1.4)

Status: abgeschlossen 2024

2023 wurden bereits zwei Konzepte unter Verwendung von Freistrahloptiken (2.4.1) und teilintegrierter On-Board-Hardware (2.4.2) vorgestellt. Die Spezifikation des teilintegrierten Systems wurde 2024 überarbeitet. Zudem musste im selben Jahr aufgrund der Produktionsprobleme auf Seiten von IHP ein Alternativansatz (2.4.3) für die Ringmodulatoren gefunden werden. Darüber hinaus wurde ein neuer Versuchsaufbau mit einem Mach-Zehnder-Interferometer (MZI) anstatt des zweiten SLMs umgesetzt (2.4.4).

2.4.1 Aufbau 1 (Freistrahloptiken)

Das in Abbildung 1. dargestellte Versuchskonzept besteht vereinfacht aus einem Laser, 2 SLMs, einer Kamera und einem Testcomputer. Die SLMs werden vom Testcomputer angesteuert, um zum einen den 2x1 Eingabevektor und zum anderen die 2x2 Übertragungsmatrix zu konfigurieren.

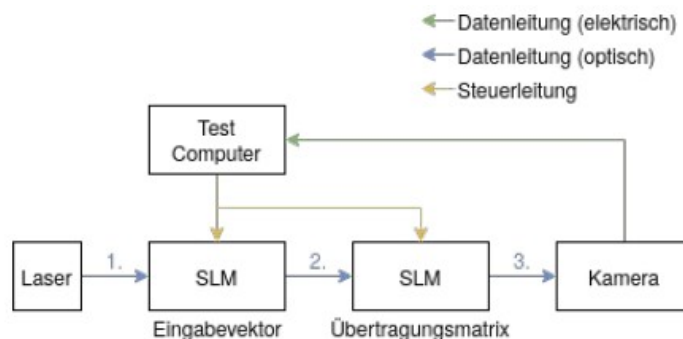


Abbildung 1. Versuchsaufbau mit zwei SLMs (Mit Genehmigung entnommen aus [7])

Der Konfigurierungsprozess dauert ca. 10 ms und stellt das Bottleneck in diesem Aufbau da. Der Laser stellt in 1. die nicht-modulierte Licht/Signalquelle bereit. An 2. wurde das Signal mittels erstem SLM moduliert und enthält die gewünschten Vektorinformationen. Im nächsten SLM findet eine Matrixmultiplikation auf Basis des Eingabevektors statt. Das Signal an Stelle 3. entspricht dem Ergebnis der Multiplikation. Dieses wird mit einer Kamera aufgenommen und dem Testcomputer zurückgeführt. In dieser Skizze sind insbesondere Linsen, die für das Erzeugen des Eingabevektors und für die Aufsummierung während der Matrixmultiplikation entscheidend sind, vernachlässigt bzw. nicht explizit dargestellt.

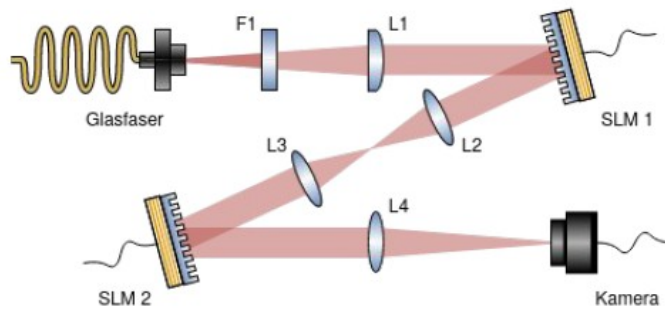


Abbildung 2. Schematischer Freiraumaufbau der optischen Vektor-Matrix Multiplikation (Mit Genehmigung entnommen aus [7])

Der optische Versuchsaufbau ist im Detail in Abbildung 2 skizziert. Zunächst wird der Strahl eines Lasers mittels Glasfaser in das System geleitet und dessen Intensität mit einem Absorptionsfilter F1 reduziert. Mit Hilfe einer Kollimatorlinse L1 wird das divergierende Licht anschließend parallel gerichtet bzw. kollimiert. Hierbei ist der Abstand von Glasfaser zu Linse L1 wichtig für die Strahlaufweitung. Je größer der Abstand, desto größer die Aufweitung.

Die Weite des Strahl bestimmt in den Folgenden Schritten die nutzbare Fläche auf den SLMs. Der nun breitere Strahl trifft auf das erste SLM, welches den Strahl reflektiert und dabei den gewünschten Eingabevektor aufprägt. Die einzelnen Werte des Eingabevektors werden dabei als Lichtintensität in einem bestimmten Bereich des Strahls moduliert. Der modulierte Strahl wird über zwei hintereinander liegende bikonvex Linsen L2 und L3 re-fokussiert um einer Strahlstreuung, über die Distanz zum nächsten SLM, entgegenzuwirken. Am zweiten SLM wird der Strahl erneut reflektiert und die Strahlintensität anhand einer Übertragungsmatrix moduliert. Die im Lichtstrahl kodierten Informationen entsprechen hiernach bereits einer Ergebnismatrix, die sich aus den multiplizierten Komponenten des Eingabevektors und der Übertragungsmatrix zusammensetzt. Mit Hilfe einer Zylinderlinse L4 wird der Strahl auf eine Linie fokussiert und von einer Kamera aufgenommen. Diese Fokussierung überlagert die Zeile der Ergebnismatrix zu einem Ergebnisvektor und entspricht somit der Aufsummierung der Zeilen. Die von der Kamera aufgenommene Linie ist demnach das Ergebnis der Vektor-Matrix Multiplikation von Eingabevektor und Übertragungsmatrix.

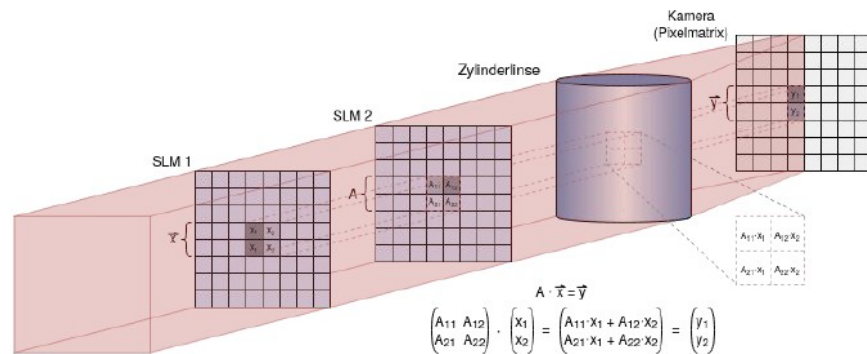


Abbildung 3. Optische Vektor-Matrix-Multiplikation mit Hilfe von zwei SLMs und einer Zylinderlinse (Mit Genehmigung entnommen aus [7])

Der im Strahl vorgesehene Bereich für die Modulation des Eingabevektors und der Übertragungsmatrix hat in beiden Fällen die gleiche Größe. Damit die Übertragungsmatrix vollständig mit Elementen aus dem Eingabevektor abgedeckt wird, muss der Eingabevektor

um zusätzliche, identische Spalten erweiter werden. In Abbildung 3 ist diese Vorgehensweise illustriert. Es ist zu berücksichtigen, dass der Spaltenvektor x als Zeilenvektor vom ersten SLM moduliert wird. Aus der Überlagerung der modulierten Vektor- und Matrixelemente ergeben sich die Produkte der einzelnen Komponenten. Die Aufsummierung wird mit Hilfe der Zylinderlinse umgesetzt.

2.4.2 Aufbau 2 (Teilintegriert)

Prinzipiell wird wie in Abbildung 4 vorgegangen. Anstatt des ersten SLMs zur Erzeugung des Eingabevektors wird hier allerdings eine eigens entwickelte Nutzlast bzw. EGSE Platine verwendet. Auf der Platine befindet sich ein Prozessor, der Daten entgegen nimmt und diese in alle nötigen Steuersignale umsetzt. Abbildung 4 illustriert das geplante Vorgehen.

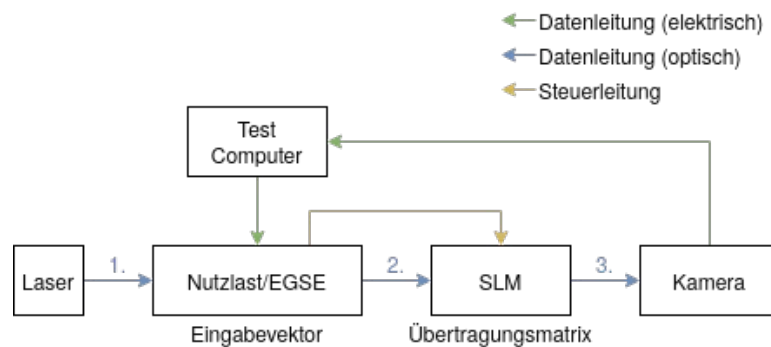


Abbildung 4. Versuchsaufbaukonzept mit EGSE und einem SLM
(Mit Genehmigung entnommen aus [7])

Die Modulierung des optischen Signals wird mit Hilfe von Ringmodulatoren der Firma IHP aus Abbildung 5 erzeugt. Die von IHP produzierten Platinen bzw. System-on-Modules beinhalten vier Ringmodulatoren. Jeder kann zur Codierung eines Signals verwendet werden. Daraus folgt eine strikte Limitierung der der Eingabewerte auf 4 bzw. eine maximal Größe des Eingabevektors von 1×4 . Diese Limitierung wird sich ebenfalls auf die nachgestellten Komponenten auswirken. Das SLM wird z.B. lediglich eine Übertragungsmatrix von 4×4 effektiv umsetzen können.

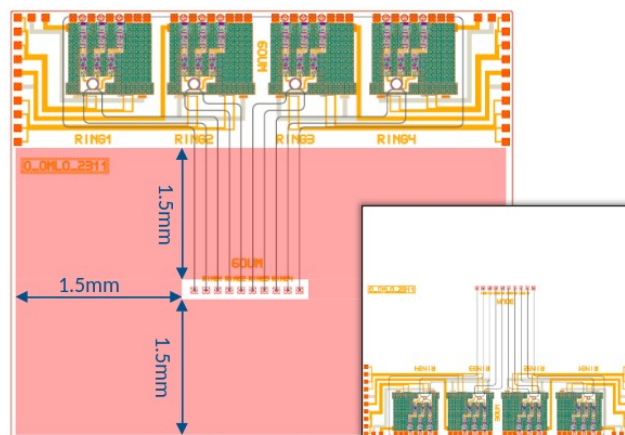


Abbildung 5. Platinendesign der IHP Ringmodulatoren

Der Laboraufbau, der das in Abbildung 4 gezeigte Konzept umsetzen soll, ist in Abbildung 6 dargestellt. Hierbei werden vier Laser zur Erzeugung des Trägersignals verwendet. Die nachgestellten Ringmodulatoren Codieren die einzelnen Strahlen anhand eines Eingabevektors. Anschließend werden die Codierten Signale über eine Lichtleiter-Array und eine aspherische Linse (L1) zu einem einzelnen Strahl zusammengefasst und auf das SLM fokussiert. Hier wird die Multiplikation wie im

ersten Versuchsaufbau umgesetzt. Der vom SLM reflektierte Strahl entspricht nun der elementweisen Vektor-Matrixmultiplikation. Mit Hilfe der zylindrischen Linse (L2) wird der Strahl zu einem Spalt gebündelt. Dieser Schritt entspricht der Aufsummierung der elementweise Multiplikation. Abschließend wird der zu einem Spalt gebündelte Strahl von Photoreceivern aufgenommen.

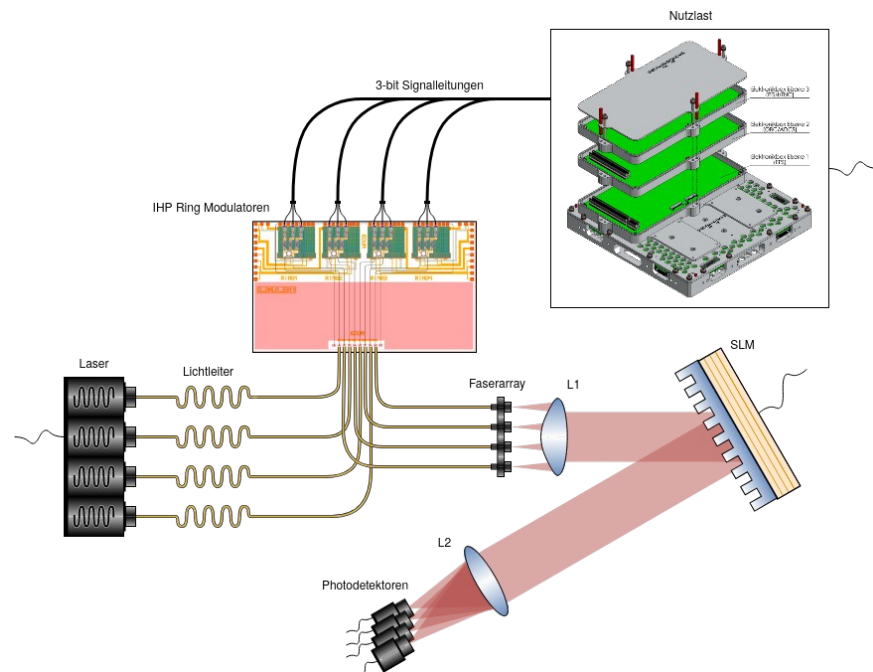


Abbildung 6: Laboraufbau mit EGSE und IHP Ringmodulatoren.

2.4.3 Aufbau 3 (Alternativansatz)

Im Laufe des Projekts hat sich ergeben, dass IHP die geplanten Ringmodulatoren voraussichtlich nicht liefern kann. Daher wurde ein Alternativansatz erarbeitet, der die Ringmodulatoren durch Variable-Optical-Attenuators (VOA) ersetzt. Diese sind prinzipiell in der Lage die Codierung des Eingabevektors zu übernehmen, allerdings mit Einbußen bezüglich Größe und Geschwindigkeit. In Abbildung 7 ist der alternative Laboraufbau illustriert. Da die Nutzlast bzw. EGSE bereits in der Entwicklung fortgeschritten ist, ist diese speziell für die Nutzung in Kombination mit den IHP Chips ausgelegt. Damit die EGSE weiterhin Verwendung findet, ist eine Adapterplatine nötig, die das Signal der EGSE auf die Anforderung der VOAs anpasst. Hierbei ist insbesondere das Anheben der Logic-Level und das Wandeln der digitalen Leitungen zu einem analogen Steuersignal erforderlich.

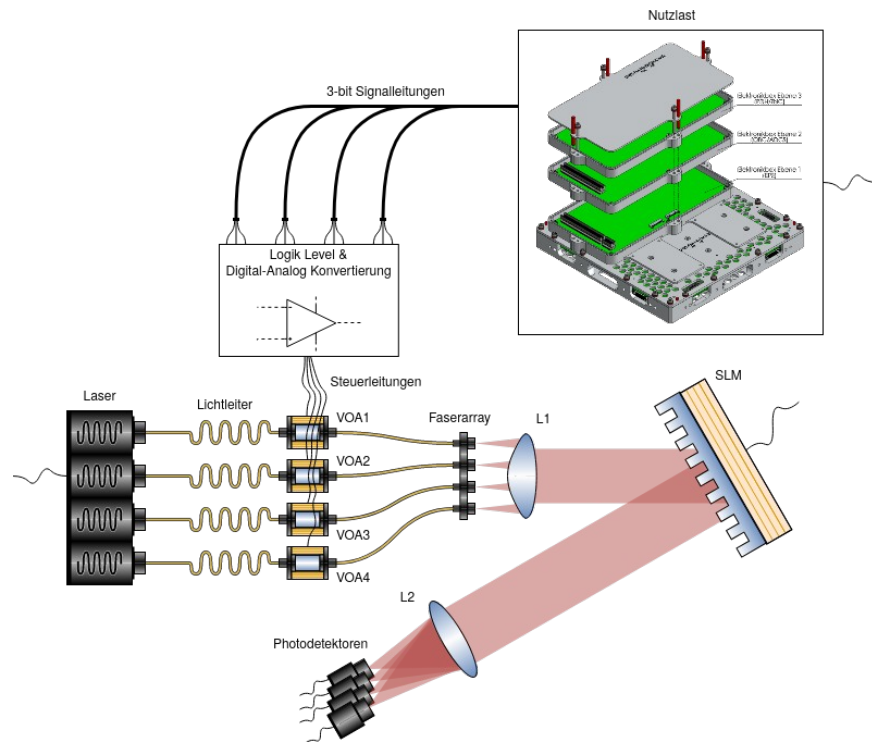


Abbildung 7: Alternativer Laboraufbau mit EGSE und VOAs

2.4.4 Aufbau 4 (MZI)

Die Matrix-Vektor-Multiplikation wurde ab mitte 2024 mit Hilfe von integrierten Mach-Zehnder-Interferometer (MZI) implementiert. Hierfür wurde auf einen optischen Prozessor der Firm QuiX Quantum zurückgegriffen, der dem Projekt vorübergehend zur Verfügung stand.

Das Konzept, das ein derartiges MZI nutzt, ist in Abbildung 8 dargestellt. Abbildung 9 zeigt ein weiteres, alternatives Konzept, dass sich ein MZI zu Nutze macht. Bei den beiden Konzepten wird jeweils zwischen dem geplanten IHP-Chip und dem Alternativansatz mittels VOAs für die Eingangssignal-Modulierung unterschieden.

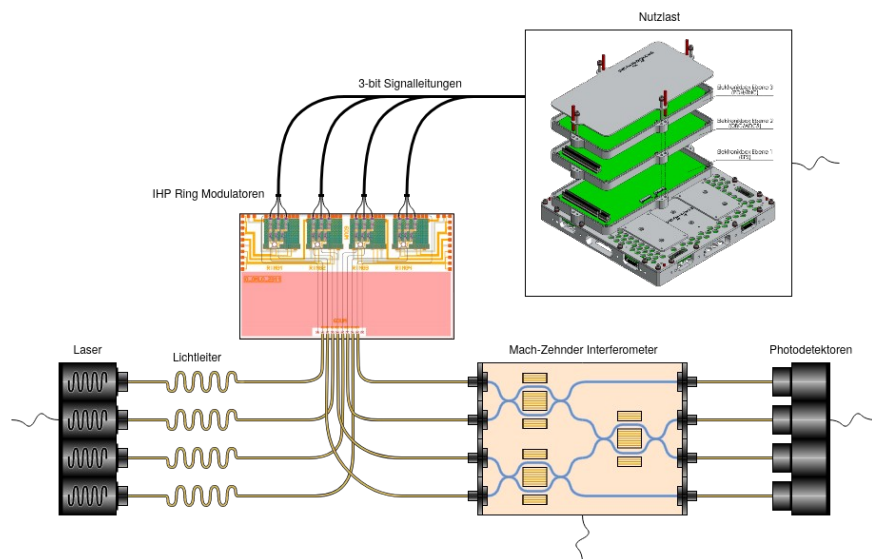


Abbildung 8. Laboraufbau mit MZI als Multiplikationsstufe

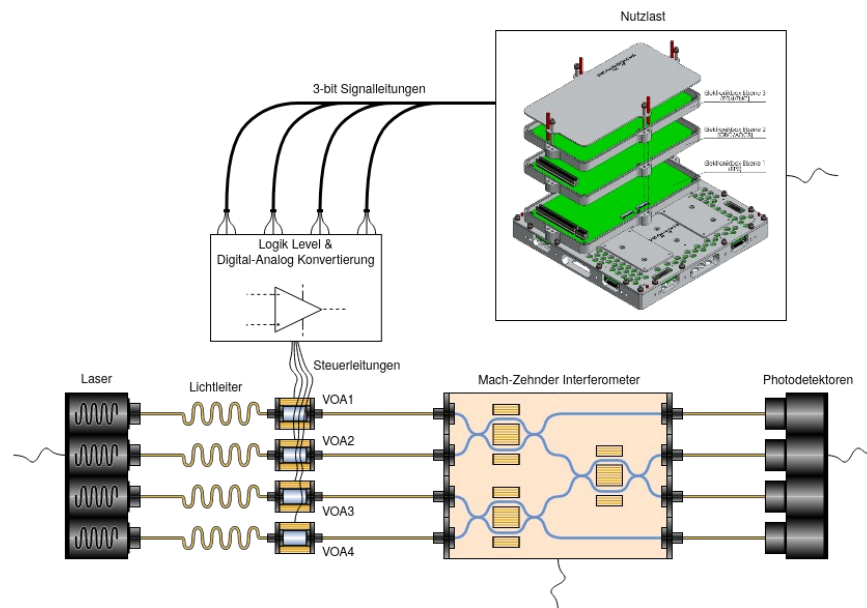


Abbildung 9. Alternativer Laboraufbau mit MZI als Multiplikationsstufe

Der gezeigte Alternativansatz aus Abbildung 9 entspricht dem Konzept, dass für die optische Vektor-Matrix-Multiplikation abschließend verfolgt wurde. Auf diesem basieren die daher auch die finalen Ergebnisse unserer Versuche und er stellt den Ausgangspunkt für kommende Projekte wie z.B. OMLO2 da.

2.5 Konzept zur Onboard Integration (AP 1.5)

Status: abgeschlossen 2023

Mit dem Ziel, ein künstliches neuronales Netzwerk für eine Anwendung im Orbit zu erstellen, wurde das in Abbildung 10 dargestellte Konzept bereits im Projektantrag vorgestellt. Auf den Nutzlast-Controller, dessen Anbindung an einen geeigneten Satellitenbus, sowie die optischen Komponenten wurde allerdings noch nicht weiter eingegangen.

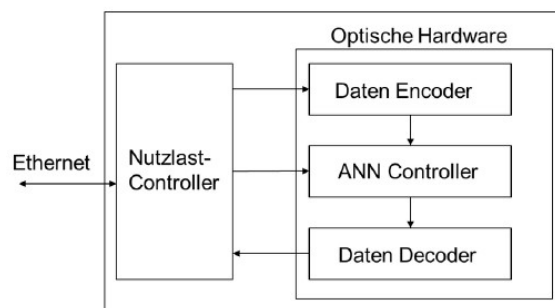


Abbildung 10. Blockdiagramm zur Onboard Integration.

Am Fachgebiets Raumfahrttechnik (RFT) der TU-Berlin würden schon mehrere Satellitenmissionen entwickelt, von denen insbesondere die TUBiX10 Plattform für eine OMLO Nutzlast in Frage kommt. Sie wurde bereits für die Missionen S-NET [Error: Reference source not found] und SALSAT [Error: Reference source not found] verwendet und ist daher flugprobt. Die Firma RapidCubes hat den Satellitenbus zudem lizenziert und bietet dessen Entwicklung als auch die Entwicklung dedizierter Nutzlasten an. Ein entsprechender Unterauftrag zur Entwicklung einer Nutzlast bzw. EGSE Platine ist deshalb geplant.

Bezüglich der optischen Hardware wird zwischen dem eigentlichen neuronalen Netz und den Daten En- bzw- Decodern unterschieden. Der Encoder wird im Rahmen eines Unterauftrags vom Leibniz Institute for High Performance Microelectronics (IHP) produziert. Hierbei handelt es sich um eine Ringmodulator, der ein optisches Eingangssignal anhand eines elektrischen Inputs moduliert und damit das nachgestellte neuronale Netz speist. Im Projektrahmen von OMLO wird das neuronale Netz ausschließlich als Freiraumaufbau bzw. externer Aufbau existieren. Des weiteren ist keine Decodierung bzw. Rückführung des Ausgangssignals geplant.

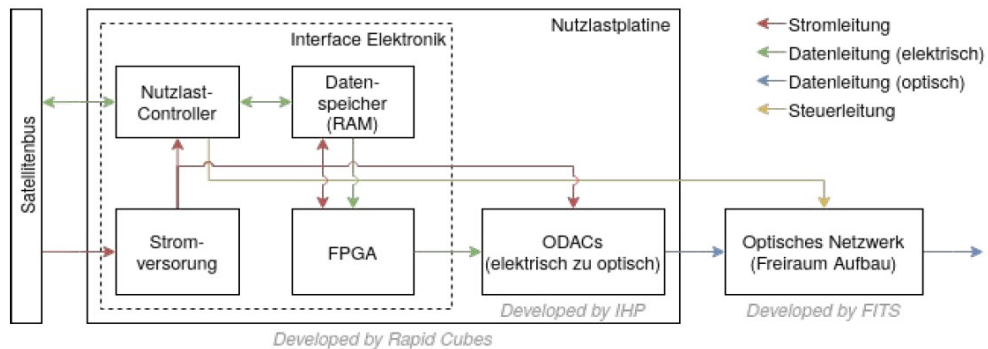


Abbildung 11. Das Payload-Konzept (Mit Genehmigung entnommen aus [7])

Der konzeptionelle Aufbau des System, sowie dessen Integration in einen Satellitenbus gestaltet sich demnach wie in Abbildung 11 skizziert. Gezeigt ist eine Nutzlastplatinen, die mittels Strom- und Datenleitungen an den Satellitenbus angebunden ist. Innerhalb der Nutzlastplatine wird zwischen den Komponenten der Interface-Elektronik und der Peripherie unterschieden.

2.5.1 Interface-Elektronik

Der Nutzlast-Controller ist für den Austausch von Daten mit dem Satellitenbus verantwortlich. Daten, die für das neuronale Netz bestimmt sind werden aufbereitet und in einem externen Datenspeicher, wie zum Beispiel einem RAM, zwischengespeichert. Ein FPGA ruft die Daten aus dem Datenspeicher ab und codiert sie als ein 3-Bit Parallel-Interface Signal für den nachgestellten, optischen Digital-Analog- Wandlern (ODAC). Es ist wichtig zu beachten, dass sowohl der Datenspeicher als auch der FPGA mit hohen Geschwindigkeiten arbeiten sollen, um das neuronalen Netzwerk im MHz Bereich betreiben zu können.

Neben dem Datenmanagement ist der Nutzlast-Controller auch für die Steuerung des neuronalen Netzes zuständig. Über die Steuerleitungen kann er das Netz Konfigurieren und z.B. die Gewichtungen der dort stattfindenden Matrixmultiplikationen anpassen.

Ein weiterer Teil der Interface-Elektronik bildet die Stromversorgung. Sie stellt alle nötigen Spannungen, sowohl für die Komponenten der Interface Elektronik als auch die der Peripherie, bereit.

2.5.2 Peripherie

Die Peripherie besteht im wesentlichen aus den optischen Digital-Analog-Wandlern (ODAC) und dem optische neuronale Netz. Das 3-Bit Parallel-Interface Signal des FPGA wird vom ODAC genutzt, um ein optisches Signal zu modulieren. Insgesamt wird es vier dieser ODACs geben, was wiederum zu 12-Bit Parallel-Interface Eingangssignalen und vier optischen Ausgangssignalen führt.

Die modulierten Signale werden zur Verarbeitung in das optische neuronale Netzwerk geleitet. Die verarbeiteten Daten bzw. das Ergebnis des neuronalen

Netzwerks wird anschließend ebenfalls als optische Signale ausgegeben. Da vorerst keine Rückführung der Ausgangssignale geplant ist, werden sie unter Zuhilfenahme eines Photodetektors in elektrische Signale umgewandelt und mittels Labormessgeräten manuell ausgewertet.

Das Netzwerk wird vorerst nur als externer Aufbau existieren und kann daher nicht mit auf der Nutzlastplatine integriert werden. Aufgrund seiner Komplexität ist eine integrierte Umsetzung nicht sofort umsetzbar. Derzeit besteht das Ziel lediglich in einem Proof of Concept. Nach der Evaluierung dieses Konzepts sind jedoch die Miniaturisierung und Integration des optischen Schaltkreises geplant. Gleiches gilt für die Rückführung des optischen Ausgangssignals.

2.5.3 Integration in Satellitenbus

Die Nutzlastplatine wird darauf ausgelegt, TubiX10-kompatibel zu sein, um möglicherweise als Nutzlast in zukünftigen Satellitenmissionen eingesetzt zu werden. Abbildung 12 (Rechts) zeigt den Platinenstapel des TubiX10 Satellitenbus der SNET Mission [2]. Auf Ebene 1 und 2 des Platinenstapels befinden sich das EPS und OBC/ADCS. Auf Ebene 3 befindet sich die PDH bzw. der SBand TNC. Eine zusätzliche Nutzlast kann als Ebene 4 auf diesen Stapel aufgesetzt werden. Das setzt allerdings voraus, dass Ebene 3 angepasst wird, da diese ursprünglich nicht für das durchreichen von Strom- und Signalleitungen gedacht war. Die Stromversorgung sowie der Datenaustausch einer neuen Nutzlast kann demnach über die Steckverbindungen von EPS, OBC/ADCS und PDH erfolgen.

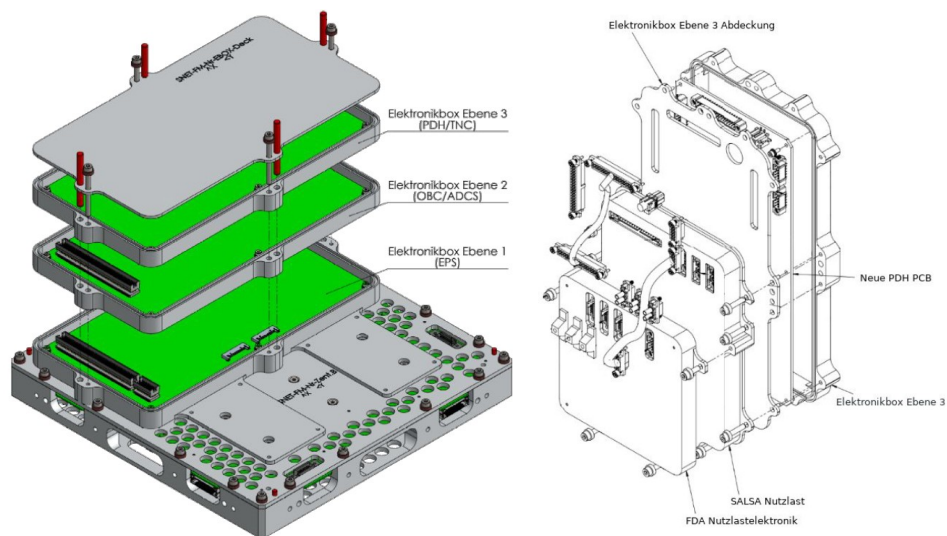


Abbildung 12. Satellitenbus- und Nutzlastelektronik der SNET [2] (Rechts) und SALSAT [3] (Links) Missionen

Abbildung 12 (Links) illustriert diesen Ansatz am Beispiel der SALSAT Mission [3]. Gezeigt ist eine neue Ebene 3 mit angepasster TNC-PDH sowie die zusätzlichen Nutzlasten SALSAT [6] und FDA-Controller. SALSAT wurde als Ebene 4 und die FDA-Elektronik als Ebene 5 dem Stapel hinzugefügt. Ebene 1 und 2 blieben unverändert. Für OMLO soll die konzipierte Nutzlast auf die gleiche Weise integriert werden.

Da die Nutzlast als auch der Satellitenbus vom gleichen Unterauftragnehmer entwickelt werden, wird davon ausgegangen, dass die Pinbelegung der Steckverbindungen kompatibel sind. Die Anbindung an die Struktur, die Energieversorgung und die Datenanbindung sei damit geklärt.

Die thermale Anbindung der Nutzlastplatine soll über eine dedizierte Schicht in der Platine realisiert werden. Über Kupferpads an den Verschraubungspunkten der PCB wird der Kontakt dieser Schicht zur Satellitenmasse sichergestellt.

Ein weiterer Aspekt der normalerweise bei der Integration berücksichtigt werden muss ist die Strahlungsfestigkeit. Bei der OMLO Nutzlast handelt es sich aber um ein optisches Computing Gerät, das eben keine Anfälligkeit bezüglich Strahlung aufweist. Auf eine besondere Abschirmung oder ähnliches kann deshalb verzichtet werden.

3 Machine Learning (AP 2)

Status: abgeschlossen 2025

3.1 Onboard Anwendungsfall (AP 2.1)

Status: abgeschlossen 2023

Die onboard neuronalen Netzwerke ermöglichen es Raumfahrzeugen, autonomer zu agieren und den Bedarf an Echtzeitsteuerung von der Erde zu reduzieren, um sich an die dynamischen und oft unvorhersehbaren Bedingungen während Weltraummissionen anzupassen. Sie sind unerlässlich, um die Effizienz, Sicherheit und den wissenschaftlichen Wert der Weltraumerkundung zu steigern. Aufgrund ihrer Bedeutung werden sie zu unverzichtbaren Werkzeugen. Sie sind für eine Vielzahl von Anwendungen geeignet, jedoch soll zu Demonstrationszwecken nachfolgend ein Anwendungsbereich für OMLO ausgewählt werden.

3.1.1 Potentielle Anwendungsfelder

Nachfolgend sind mehrere potenzielle Anwendungen für an Bord befindliche neuronale Netzwerke im Raumfahrtsektor aufgeführt.

1. **Entscheidungsfindung im Orbit:** Neuronale Netzwerke können Entscheidungen basierend auf Missionsevents treffen. Zum Beispiel den Einsatz von Instrumenten, die Durchführung von Manövern oder die Initiation der Kommunikation mit der Erde.
2. **Risikobewertung:** KI kann Missionsrisiken durch Analyse historischer Daten und Simulation potenzieller Szenarien bewerten, um Missionsplanern bei der Entscheidungsfindung zu helfen.
3. **Autonome Navigation und Manöver:** Neuronale Netzwerke können Daten von Bordkameras und anderen Sensoren verarbeiten, um autonom zu navigieren, in Echtzeit Anpassungen an Trajektorien vorzunehmen, Kollisionen zu vermeiden und die Missionsziele zu optimieren.
4. **Autonomes Rendezvous und Docking:** Bei Missionen mit mehreren Raumfahrzeugen oder Sonden können onboard neuronale Netzwerke die komplexe Aufgabe autonomer Rendezvous- und Dockingverfahren übernehmen.
5. **Robotische Exploration:** Neuronale Netzwerke ermöglichen autonome Entscheidungsfindung für Rover und Drohnen, um herausforderndes Gelände zu navigieren, interessante Ziele zu identifizieren und Erkundungswege zu planen.
6. **Pfadplanung für Rover:** Auf planetaren Oberflächen können neuronale Netzwerke Rover bei der lokalen Pfadplanung unterstützen, um sicher durch komplexe Gelände zu navigieren.
7. **Steuerung von Roboterarmen und Instrumenten:** Onboard neuronale Netzwerke können Roboterarme und wissenschaftliche Instrumente für Aufgaben wie Probenentnahme, Bodenanalyse und Bohrungen auf planetaren Oberflächen steuern.
8. **Datenfusion:** Durch Integration von Daten aus mehreren Sensoren und Instrumenten können KNN Wissenschaftlern helfen, umfassende Modelle

planetarer Oberflächen, Atmosphären oder Himmelskörper zu erstellen.

9. **Datenkompression und -speicherung:** Onboard neuronale Netzwerke können wissenschaftliche Daten effizient komprimieren und speichern, um die Menge der zur Erde zu übertragenden Daten zu reduzieren und damit Bandbreite zu sparen.
10. **Datenreduktion:** Neuronale Netzwerke können wissenschaftliche Daten in Echtzeit Vorverarbeitung und deren Volumen reduzieren, indem sie Schlüsselinformationen extrahieren und redundante oder weniger wertvolle Daten verwerfen.
11. **Sichere Datenverarbeitung:** Neuronale Netzwerke können die Cybersicherheit verbessern, indem sie potenzielle Bedrohungen oder unbefugten Zugriff auf Bordelektronik oder Daten erkennen und verhindern.
12. **Bildanalyse und Objekterkennung:** Neuronale Netzwerke können Bilder von Bordkameras analysieren, um interessante Objekte zu erkennen und zu identifizieren. Zum Beispiel geologische Merkmale, Himmelskörper oder potenzielle Gefahren.
13. **Astronomische Entdeckungen:** Maschinelles Lernen kann verwendet werden, um Exoplaneten, Asteroiden und andere Himmelsobjekte zu identifizieren.
14. **Ressourcensuche auf planetaren Oberflächen:** Onboard neuronale Netzwerke können bei der Suche nach wertvollen Ressourcen wie Wasser oder Mineralien helfen.
15. **Ressourcenmanagement:** Neuronale Netzwerke können die Nutzung von Bordressourcen, einschließlich Energie, Treibstoff und Datenspeicher, optimieren und sich an veränderte Missionsanforderungen bzw. Beschränkungen anpassen.
16. **Autonome Experimentplanung:** Neuronale Netzwerke können wissenschaftliche Beobachtungen und Experimente basierend auf Echtzeitdaten autonom planen und priorisieren, um die Effizienz und den wissenschaftlichen Ertrag der Mission zu optimieren.
17. **Anomalieerkennung und Fehlerdiagnose:** Onboard neuronale Netzwerke können Raumfahrzeugsysteme kontinuierlich überwachen, Anomalien erkennen und Fehler in kritischen Komponenten diagnostizieren.
18. **Überwachung der Raumfahrzeugzustands:** Neuronale Netzwerke können die Verfassung des Raumfahrzeugs einschließlich Temperatur, Strahlungspegel und Zustand von Instrumenten und Systemen überwachen.
19. **Vorausschauende Wartung:** KNN können Ausfälle oder Degradationen von Raumfahrzeugkomponenten vorhersagen, um eine rechtzeitige Wartung oder einen Austausch während der Mission sicherzustellen.
20. **Vorhersage von Weltraumwetter:** KNN können Weltraumwetterereignisse und Sonnenstürme vorhersagen und darauf reagieren, um die Elektronik und Instrumente an Bord zu schützen.

21. **Adaptive Steuersysteme:** Onboard neuronale Netzwerke können die Steuersysteme eines Raumfahrzeugs an sich ändernde Umweltbedingungen anpassen, um Leistung und Sicherheit zu optimieren.
22. **Interplanetare Kommunikation:** KI kann Kommunikationsprotokolle und Routing für interplanetare Netzwerke optimieren, um Latenz zu reduzieren und die Effizienz der Datenübertragung zu verbessern.
23. **Kommunikation im Tiefenraum:** Algorithmen auf Basis von KI können die Effizienz der Kommunikation im Tiefenraum durch Vorhersage optimaler Übertragungsfenster, Fehlerkorrektur und Signaloptimierung verbessern.
24. **Ausrichtung optischer Kommunikation:** Neuronale Netzwerke können die Ausrichtung optischer Kommunikationssysteme optimieren und so einen effizienten Datentransfer zwischen Raumfahrzeugen oder mit bodengestützten Stationen gewährleisten.
25. **Unterstützung der Besatzung:** KI-Systeme können psychologische und medizinische Unterstützung für Astronauten bieten, indem sie ihre Gesundheit überwachen, Anleitung zu Übungsabläufen geben und sogar während langer Missionen Gesellschaft leisten.

3.1.2 Auswahl

Für alle aufgezeigten Anwendungsfelder bieten KI-Systeme einen großen Nutzen. Die Expertise des Instituts für Luft- und Raumfahrt der TU-Berlin liegt aber vor allem in der Entwicklung und Erprobung von kleinen Satellitensystemen [Error: Reference source not found][Error: Reference source not found][Error: Reference source not found][Error: Reference source not found][Error: Reference source not found]. Zwar wurden in der Vergangenheit auch Explorations-Roboter entwickelt, allerdings geschah dies nur zu Lehr- und Demonstrationszwecken [Error: Reference source not found]. Die Kosten und der logistische Aufwand ein derartiges Vorhaben auf einem extraterrestrischen Körper umzusetzen sind immens und im Rahmen der universitären Forschung nicht umsetzbar. Das Projekt OMLO konzentriert sich deshalb auf die Konzipierung bzw. Entwicklung einer Nutzlast für Satelliten der TUBiX10 bzw. TUBiX20 Klasse. Es entfallen daher alle Anwendungsfälle aus Absatz 3.1.1, die der robotischen Exploration dienen. Hierzu gehören die Anwendungen 5, 6 und 7. Bemannte Missionen und Tiefenraumerkundung sind für das ILR ebenfalls nicht umsetzbar. Daher entfallen auch die Anwendungsfälle 22, 23 und 25.

Ziel von OMLO ist die Überprüfung der Umsetzbarkeit eines optischen neuronalen Netzes im Bereich der Raumfahrt. Das bedeutet, dass für Anwendungsbereiche die aktuell noch konventionell erprobt werden ein zu hoher Entwicklungsaufwand bzw. Transferaufwand besteht. Am Beispiel des Projekts NanoFF [5] zeigt sich z.B., dass autonomes Manövrieren ein hochkomplexes Thema darstellt. Damit eine KI entsprechend trainiert werden kann, müssen entweder Mengen an Trainingsdaten aufgezeichnet oder auf eine Simulation des Manövers zurückgegriffen werden. Beide Optionen sind im Zeitrahmen von OMLO nicht realisierbar. Die Anwendungsbereiche [3] und [4] entfallen deshalb auch.

Die restlichen Anwendungsbereiche lassen sich in die Bereiche Entscheidungsfindung (1, 2, 15, 16, 21), Datenmanagement (8, 9, 10, 11), Objekterkennung/-klassifizierung (12, 13, 14), Systemüberwachung (17, 18, 19), Umgebungsüberwachung (20) und

Kommunikation (24) zusammenfassen.

Die Anwendungsbeispiele 8, 9, 10, 11, im Bereich des Datenmanagements zielen hauptsächlich auf die Reduzierung der zu transferierenden Daten zur Bodenstation ab. Obwohl Komprimierung oder Vorauswahl durchaus rechenintensive Operationen sind, bleibt zwischen den Kontaktphasen meist ausreichend Zeit um diese Operation durchzuführen und die Ergebnisse bis zum nächsten Kontakt vorzubereiten. Das volle Potential der Berechnungsgeschwindigkeit von KI-System wird hierbei nicht ausreichend ausgenutzt. Das Datenmanagement wird deshalb im weiteren Verlauf der Auswahl nicht weiter berücksichtigt.

Objekterkennung bzw. Klassifizierung bietet für Bilddaten eine ähnliche Filter-Anwendungsmöglichkeit wie die beschriebenen Beispiele aus dem Bereich des Datenmanagements. Darüber hinaus ist die schnelle Verarbeitung von Bilddaten ein wichtiger Faktor für autonomes Manövrieren und kann ebenfalls zur Umgebungsüberwachung genutzt werden. Das FITS konnte im Bereich des optischen CNN bereits Erfahrung sammeln und hat auf diesem Gebiet eine Expertise die für unser Vorhaben von Vorteil ist. Im Verlauf des Projektvorhabens wird deshalb eine Anwendung zur Bildverarbeitung verfolgt.

Der optische Rechner ist nicht auf einen einzigen Anwendungsfall festgelegt. Die Festlegung wird nur zur Auswahl von Trainingsdaten bzw. Testdatensätzen getroffen.

3.2 Aufbereitung von Trainingsdaten und Simulation (AP 2.2)

Status: abgeschlossen 2024

Aufgrund der Erfahrung des FITS mit dem MNIST-Datensatz wurde dieser für das Training und die Simulation unseres neuronalen Netzes verwendet. Er ist ausreichend komplex, um die generelle Vorgehensweise der Objekterkennung anhand von Bildern zu demonstrieren. Der Datensatz hat per se nichts mit der Raumfahrt zu tun, bietet aber für Demonstrationszwecke und das angestrebte Proof-of-Concept einen validen Ansatz.

Da es sich bei MNIST um einen abgeschlossenen und bereits vielfach erprobten Datensatz handelt, war keine weitere Aufarbeitung nötig. Dank der vielfachen Verwendung von MNIST bietet der Datensatz zudem eine gute Grundlage für den Vergleich mit anderen Ansätzen und Technologien.

3.3 CNN Adaptation auf Demo-Architecture (AP 2.3)

Status: abgeschlossen 2024

wie folgt:

Der Faltungsprozess eines konventionellen CNNs erfolgt indem ein Filterkernel über ein Eingangsbild gleitet und die Pixelwerte innerhalb des Kernels mit den Werten des Filterkernel multipliziert und zu einem einzigen Wert aufsummiert. Dadurch entsteht eine Featuremap, die die Faltung des Filters mit dem Eingangsbild darstellt. Auf Grund der Hardwarelimitierungen durch die IHP Chips sind nur Multiplikationen mit 4×4 -Matrizen möglich. Um den Demonstrator anzupassen, haben wir eine Methode entwickelt, den Faltungsprozess durch eine 4×4 -Matrixmultiplikation zu realisieren.

In den folgenden Abbildung 13 und Abbildung 14 sind der Faltungsprozess sowie der *Dense Layer* des geplanten neuronalen Netzes skizziert. Für die Faltung (Convolution) werden die Eingangsdaten zunächst in 2×2 -Matrizen zerlegt und anschließend in 1×4 -Vektoren umgewandelt. Diese Vektoren können anschließend auf der optischen Hardware mit einer Faltungsmatrix multipliziert werden. Die 4×4 -Faltungsmatrix

besteht aus vier 2×2 -Filtern, die simultan angewendet werden. Das Resultat sind gefilterte Bildvektoren, die an den *Dense Layer* weitergegeben werden.

Der *Dense-Layer*-Prozess ist in Abbildung 14 dargestellt. In diesem wird die Matrix, die das *Fully-Connected-Layer* darstellt, in 4×4 -Matrizen zerlegt. Jede dieser Submatrizen wird anschließend mit jedem gefilterten Ergebnisvektor des Faltungsprozesses optisch multipliziert. Die hieraus gewonnenen 1×4 -Vektoren werden anschließend zu 4×4 -Matrizen zusammengefasst. Anschließend werden diese mit einem 1-Vektor optisch multipliziert, wodurch eine Addition der Matrixzeilen umgesetzt wird. Der so erhaltene Vektor wird wieder in den Pool aus Vektoren zurückgeführt, die zu 4×4 -Matrizen zusammengefasst werden. Diese Schleife wird so lange wiederholt, bis nur noch eine Spalte aus mehreren 1×4 -Vektoren vorhanden ist. Diese werden zu einem einzelnen Vektor zusammengefasst, der mittels Softmax-Funktion in einen Vorhersagevektor umgewandelt wird und abschließend zur eigentlichen Vorhersage führt.

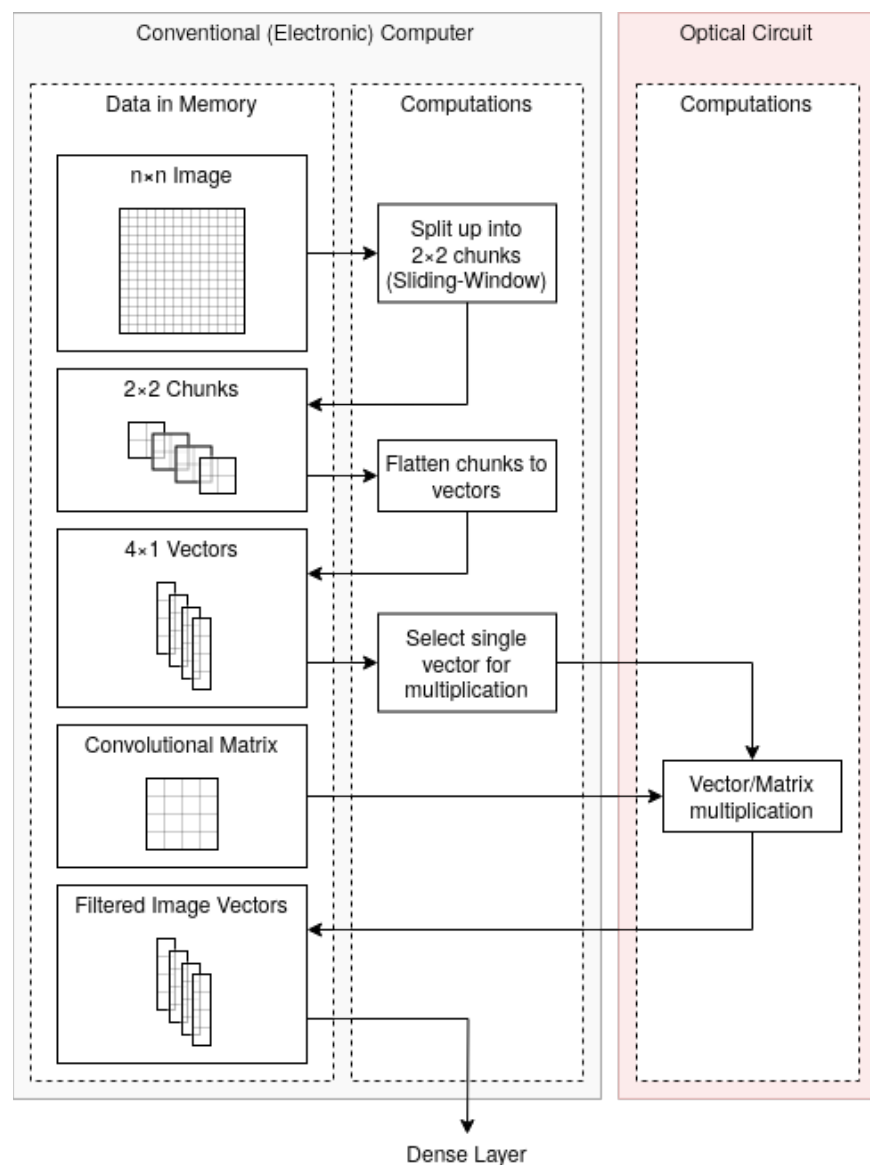


Abbildung 13. Convolution Prozessdiagramm (Mit Genehmigung entnommen aus [7])

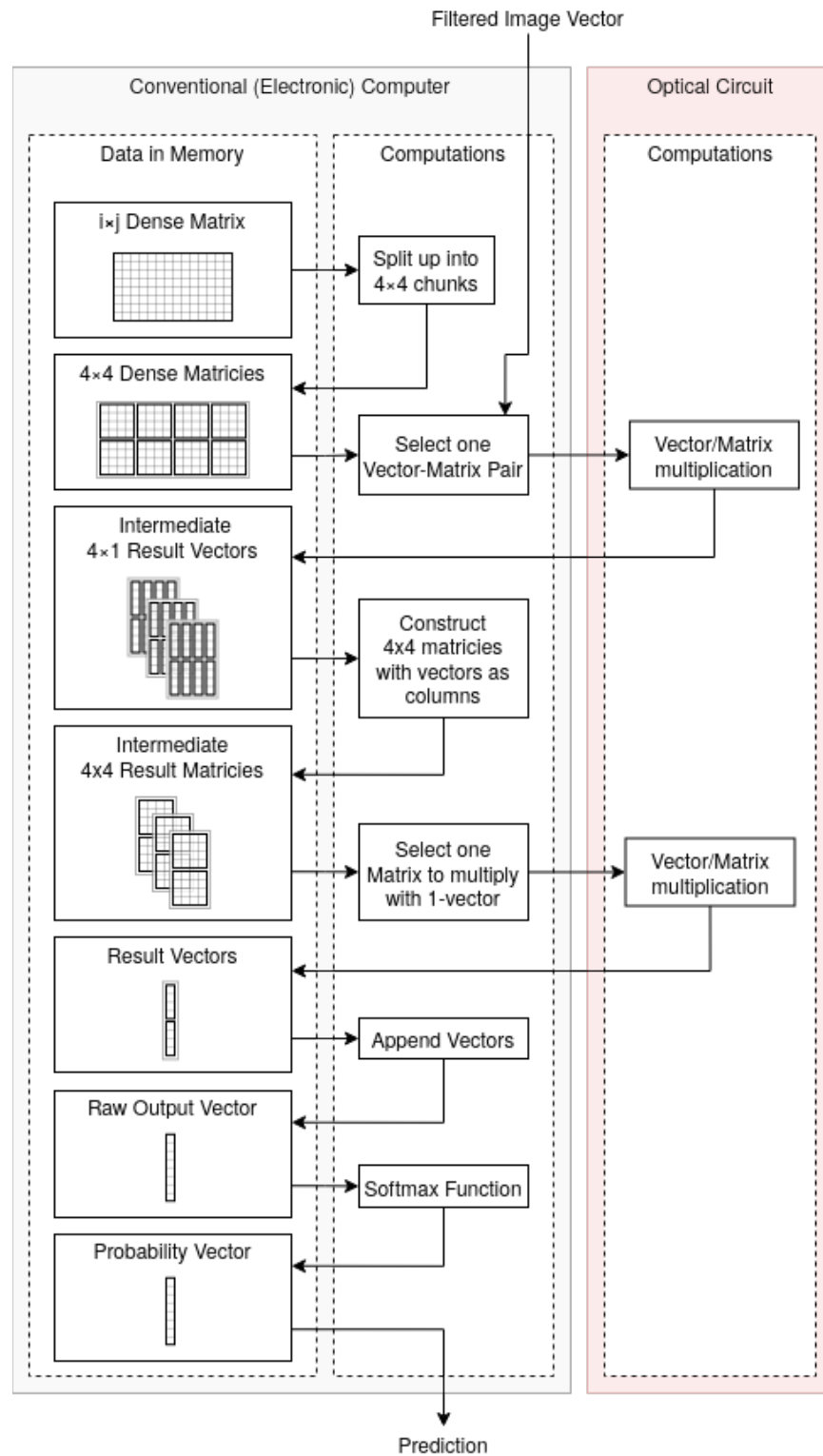


Abbildung 14. Dense-Layer Prozessdiagram (Mit Genehmigung entnommen aus [7])

3.4 Performancetest und Benchmarking (2.4)

Status: abgeschlossen 2025

Bis zum Ende 2024 konnten wir keine umfangreichen Experimente mit dem vorgeschlagenen System durchführen. Vorläufige experimentelle Aufbauten und Simulationen liefern jedoch wertvolle Einblicke in die Machbarkeit des Konzepts.

Unter Verwendung einer SLM-Konfiguration in 2023, die dem ersten SLM Aufbau ähnelt, wurde eine 4×4- optische Vektor-Matrix-Multiplikation (OVMM) durchgeführt. Jeder Matrixeintrag wurde auf 4 Bit diskretisiert, und die Vektorwerte wurden der Einfachheit halber als Einzelbitwerte dargestellt. Die ersten Ergebnisse zeigen eine Genauigkeit von 84,5 %, was die Plausibilität der OVMM bestätigt, jedoch noch Raum für weitere Verbesserungen lässt.

Der in AP 2.3 (3.3) vorgeschlagene Datenverarbeitungsansatz wurde mit der Software TensorFlow simuliert, wobei alle optischen Berechnungen intern auf konventioneller Hardware durchgeführt wurden. Das Training erfolgte über 5 Epochen mit dem MNIST-Datensatz. Mit einem 3-Bit-diskretisierten Vektor und einer entsprechenden Matrix erreichten wir eine Genauigkeit von 91,58 %.

Diese Ergebnisse unterstreichen das vielversprechende Potenzial unseres Konzepts. Dennoch stellt die Kombination beider Technologien weiterhin eine Herausforderung dar, die durch diese Ergebnisse nicht vollständig adressiert wird.

4 OMLO Demonstrator (AP3)

Status: abgeschlossen 2025

4.1 Designentwurf (AP 3.1)

Status: abgeschlossen 2025

Der aktuelle Designentwurf des Demonstrators basiert auf den technischen Spezifikationen des Demonstrators aus Absatz 2.4 (AP 1.4), den Konzepten der Onboard Integration aus Absatz 2.5 (AP 1.5), sowie den Erkenntnissen aus den Versuchsaufbauten aus Absatz 2.2 und 2.3 (AP 1.2 / 1.3).

4.2 Integration und Zusammenbau (AP 3.2)

Status: abgeschlossen 2025

Für die Integration wurden zunächst alle Komponenten der Geräteliste bis Februar 2024 beschafft. Die Firma Rapid Cubes hat die beauftragte Nutzlast/EGSE gefertigt und im Oktober 2024 ausgeliefert.

IHP konnte die Ringmodulatoren er Ende März 2025 liefern, weshalb der in Absatz 2.4.3 beschriebene Alternativansatz verfolgt wurde. Alle nötigen Komponenten für diesen Aufbau konnten bereits vorher beschafft werden.

Die Nutzlast wurde zunächst in einem separaten Aufbau in Betrieb genommen, um die elektrischen Komponenten zu testen und die Programmierung abzuschließen. Anschließend wurden alle Komponenten im Februar 2025 zu einem Gesamtsystem integriert.

4.3 Inbetriebnahme und Test (AP 3.3)

Status: abgeschlossen 2025

Die optischen Komponenten des Demonstrators, wie etwa VOAs und MZI, konnten bereits Ende 2024 in Betrieb genommen, vermessen und kalibriert werden. Mit dem Eintreffen der Nutzlast im Oktober 2024 standen alle für die Integration benötigten Komponenten aus AP 3.2 (4.2) zur Verfügung. Da optische und elektrische Komponenten zunächst unabhängig voneinander in Betrieb genommen wurden, verlief die Zusammenführung beider Technologien unerwartet unkompliziert. Probleme, insbesondere bei der Ansteuerung der VOAs, traten erst in den eigentlichen Experimenten auf.

Bis zum Projektende konnten zwei Experimente durchgeführt werden. Im ersten Experiment wurden mit einer Modulationsgeschwindigkeit von 1 Hz innerhalb von 6,3 Stunden 31 Bilder aus dem MNIST-Datensatz verarbeitet. Dabei wurde eine Klassifizierungsgenauigkeit von 90,3 % erreicht, was 28 von 31 korrekt erkannten Ziffern entspricht. Die Klassifizierungsgenauigkeit des konventionellen Systems unter gleichen Bedingungen liegt zum Vergleich bei 91,9%. Das zweite Experiment lief mit einer Modulationsgeschwindigkeit von 2 Hz über 10,2 Stunden und verarbeitete 101 Bilder. Erst im Nachhinein stellte sich jedoch heraus, dass die erhöhte Geschwindigkeit einen Fehler verursachte, der die Ergebnisse unbrauchbar machte. Ursache dafür war, dass die Kombination aus FPGA und VOAs nur bei 1 Hz stabil lief; höhere Geschwindigkeiten führten zu fehlerhaft modulierten Vektoren.

Dieses Verhalten konnte später behoben werden, wodurch theoretisch Modulationsgeschwindigkeiten im kHz-Bereich möglich sind. Zu diesem Zeitpunkt

stand jedoch kein Quix-Prozessor (MZIN) mehr zur Verfügung, sodass die Experimente bisher nicht wiederholt werden konnten. Das erste Experiment belegt dennoch eindeutig das Potenzial und die Machbarkeit der angestrebten OVMM. Alle identifizierten Probleme wurden isoliert und werden im Folgeprojekt OMLO2 behoben.

4.4 Nutzlast Controller / EGSE (AP 3.4)

Status: abgeschlossen 2024

Auf Grundlage der technischen Spezifikationen des Demonstrators aus Absatz 2.4 (AP 1.4) sowie der Konzepte zur Onboard-Integration aus Absatz 2.5 (AP 1.5) wurden Anforderungen an die Firma Rapid Cubes definiert. Rapid Cubes begann 2023 mit der Entwicklung der Nutzlast/EGSE und fertigte die ersten Komponenten Anfang 2024.

Zur Umsetzung der geforderten Funktionalitäten entschied sich Rapid Cubes für eine Aufteilung auf zwei Platinen. Die erste Platine ist für die Erzeugung sämtlicher Versorgungs- und Kalibrierungsspannungen verantwortlich. Besonders für die Versorgung der IHP-Chips ist sie von zentraler Bedeutung. Zudem integriert sie den Nutzlast-Controller, der die Einbindung unserer Nutzlast in den Satellitenbus gewährleistet.

Die zweite Platine umfasst den FPGA sowie die zugehörige Peripherie. Beide Platinen werden übereinander gesteckt und sind kompatibel mit den bisherigen TUBIX10-PCB-Stapeln.

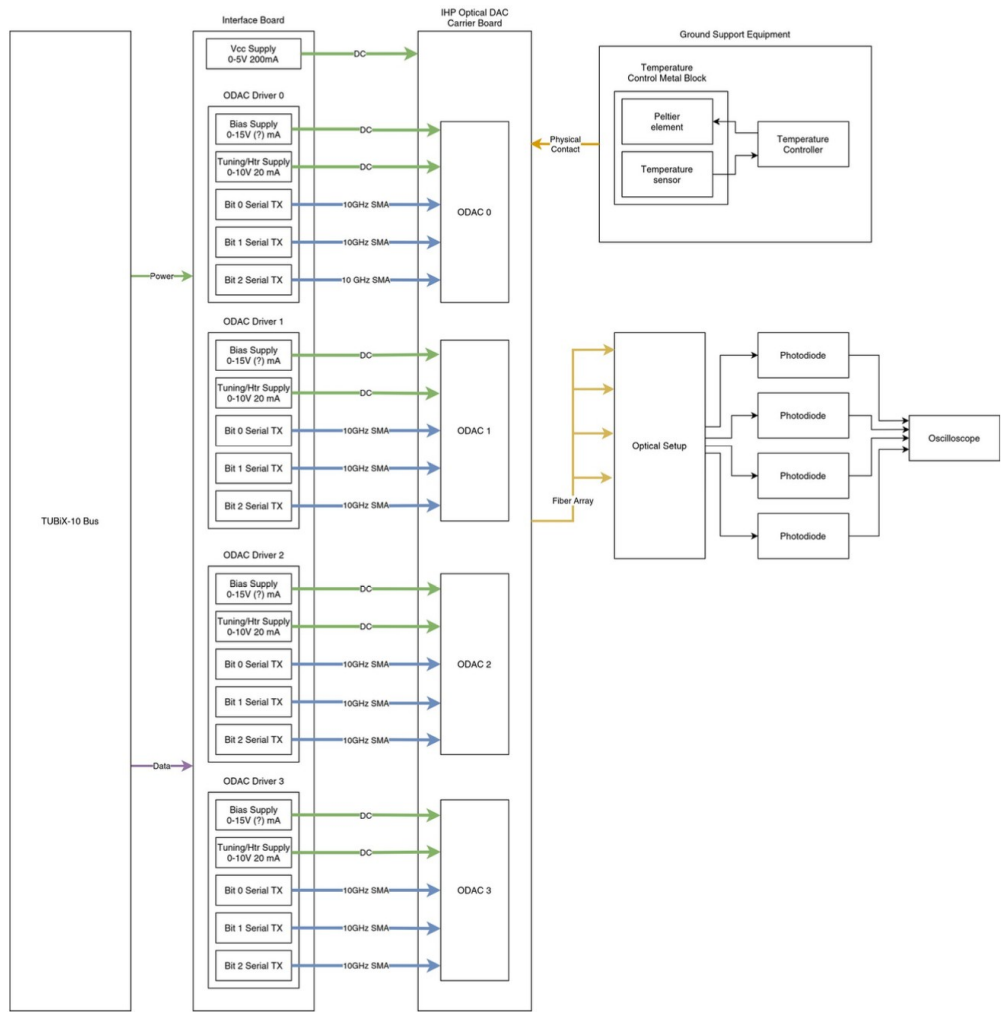


Abbildung 15. Demonstrator Payload Konzept mit detaillierten Signalleitungen

Ende 2024 wurden alle Komponenten geliefert und wir konnten die elektrischen Komponenten testen und der FPGA programmieren. In Abbildung 10 und 11 sind die beiden Platinen des Nutzlaststapels dargestellt.

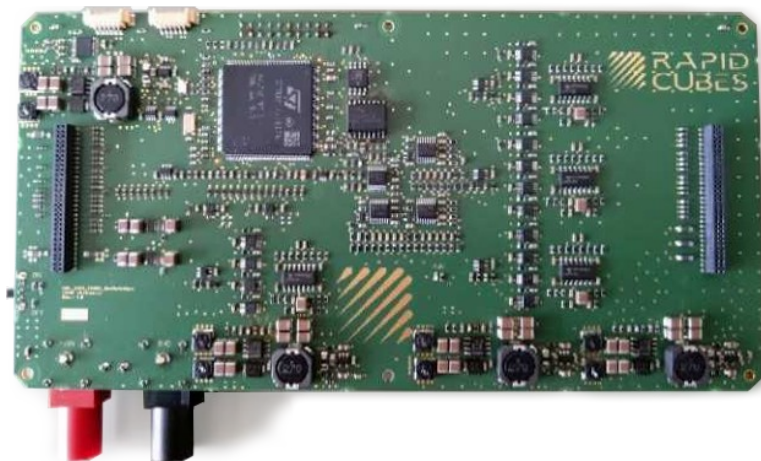


Abbildung 16. Rapid Cubes High-Density-Power-Unit (HDPU) Board

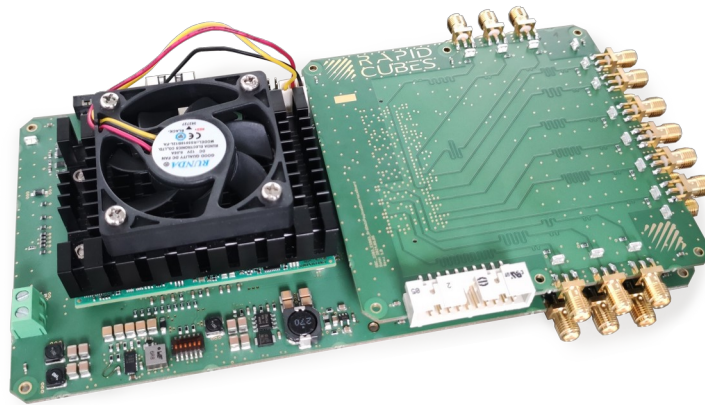


Abbildung 17. Rapid Cubes High-Processing-Power-Unit (HPPU) Board

Abbildung 16 zeigt das High-Density-Power-Unit (HDPU)-Board, das für die Erzeugung von Versorgungsspannungen und Kalibrierungsspannungen für die Ringmodulatoren verantwortlich ist. Abbildung 17 stellt das High-Processing-Power-Unit (HPPU)-Board dar, das auf das HDPU gesteckt wird. Auf dem HPPU-Board befindet sich ein Mercury-XU8 FPGA, der die Datenverarbeitung und das Datenstreaming an die Ringmodulatoren übernimmt.

Da wir den in Absatz 2.4.4 beschriebenen Alternativansatz verfolgen wollen, musste eine zusätzliche Adapterplatine entwickelt und gefertigt werden. Das Dateninterface der IHP-Ringmodulatoren war Grundlage für die Auslegung der RC-Nutzlast. Die Verwendung von VOAs anstelle der Ringmodulatoren erfordert daher eine Interface-Anpassung von 3-Bit digital zu 0–5 V analog.

Eine Adapterplatine wurde in mehreren Versionen gefertigt und getestet und erfüllt nach heutigem Stand die Anforderungen der Signalanpassung. In Abbildung 18 ist der Schaltplan des 3-Bit Digital-Analog-Converters für einen Kanal dargestellt. Die Schaltung besteht aus einer digitalen Vorstufe, die das Logic-Level des FPGAs auf 5 V anhebt. Anschließend wird mittels einer Addierer-OPAMP-Schaltung ein DAC umgesetzt.

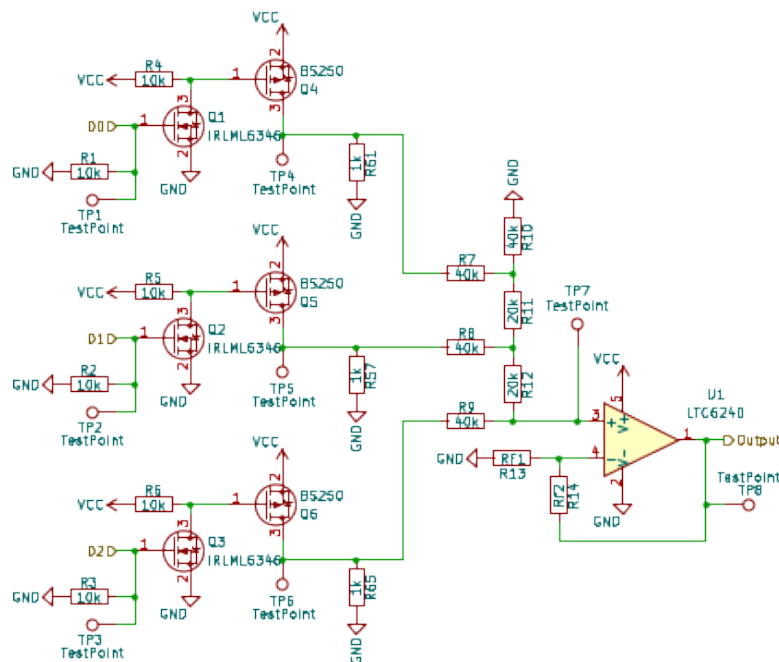


Abbildung 18. Digital-Analog Converter Schaltung für einen Kanal

In den Experimenten aus Absatz 4.3 (AP3.3) wurde deutlich, dass die Elektronik wie erwartet arbeitet. Allerdings sind Fehler aufgetreten die sich auf die Software des FPGA zurückführen ließen. Sie wurden behoben und werden in Zukunft in weiteren Experimenten getestet.

4.5 Strahlungstest (AP 3.5)

Status: verworfen 2024

Aufgrund der verzögerten Produktion von Komponenten und der späten Personaleinstellung wurde in Absprache mit dem DLR auf einen Strahlungstest verzichtet. Die verbleibende Projektlaufzeit reicht nach Abschluss von AP 3.3 sowie 3.4 nicht mehr für dieses Arbeitspaket aus.

5 Photonische Spin Hamiltonians (AP 4)

Status: abgeschlossen 2025

5.1 Analyse photonischer Ising-Systeme (AP 4.1)

Status: abgeschlossen 2023

Die Möglichkeit ONNs zur Quanteninformationsverarbeitung zu verwenden wurde abgeschätzt. Hierzu wurden drei Ansätze im Rahmen einer Literaturrecherche näher betrachtet: 1. Optische Ising Modelle; 2. Quantum reservoir computing; 3. Photonisches Quantencomputing mit Cluster-Zuständen.

1. Optische Ising Modelle nutzen die Parallelität der optischen Rechner geschickt aus, um die Grundzustände von eines Ising-Hamiltonians zu finden. Dieses Problem hat zahlreiche Relevante Anwendungen im Bereich der Optimierung. Der Hauptvorteil optischer Simulationen besteht hierbei in der parallelen optischen Berechnung der Kopplungen, so dass Methoden wie simuliertes Annealing sich effizient umsetzen lassen. Gegenüber konventionellen Algorithmen könnte sich kein echter Quantenvorteil, jedoch ein quadratischer Rechenvorteil ergeben.
2. Quantum Reservoir Computer (QRC) sind eine Erweiterung des klassischen Paradigmas des Reservoir Computers (RC) auf den Quantenbereich. Es nutzt die Grundsätze der Quantenmechanik, um ein Reservoir zu schaffen, das Informationen in einer Quantenüberlagerung verarbeiten und darstellen kann, was möglicherweise einzigartige Vorteile in Bezug auf Rechenleistung und Effizienz bietet. Dies wurde in der Vergangenheit anhand von Beispielen wie der Vorhersage des zeitlichen Verhaltens chaotischer Systeme untersucht. Es hat sich jedoch gezeigt, dass Eignung des Quanten-Reservoir-Computing für die Lösung solcher Aufgaben durch den Kollaps des Quantensystems bei Messungen behindert wird. So müssen zur Vorhersage des jeweils nächsten Zeitschrittes die Daten aller vorhergehenden Zeitschritte neu in das Quanten-Reservoir eingespeist werden. Dies stellt einen erheblichen Skalierungsnachteil dar, sodass der Ansatz zunächst nicht weiter verfolgt wird.
3. Photonisches Quantencomputing (PQC) mit Cluster-Zuständen ist einer der vielversprechendsten Ansätze für universelle Quantencomputer mit echtem Quantenvorteil und wird von verschiedenen Akteuren vorangetrieben. Maßgeblich sind hierbei u.a. die Firmen PsiQuantum (USA) und Quix Quantum (Niederlande). Prinzipiell werden für PQC folgende modulare Komponenten benötigt: Photonenquellen, Einzelphotonendetektoren und verlustarme integrierte optische Schaltkreise. Insbesondere im Bereich der verlustarmen integrierten optischen Schaltkreise konnten in den letzten Jahren nennenswerte Verbesserungen erzielt werden, sodass heute z.B. rekonfigurierbare Interferometer mit 12x12 Wellenleitern und 3dB Dämpfung kommerziell zur Verfügung stehen. Neben der Anwendung im Bereich Quanteninformationsverarbeitung sind solche Schaltkreise auch für die klassische Vektor-Matrix Multiplikation perfekt geeignet. Daher bietet dieser Ansatz nahezu ideale Kompatibilität mit klassischen optischen Rechnern.

5.2 Abbildung von Anwendungsfall auf Ising Modell (AP 4.2)

Status: abgeschlossen 2024

Das Ising-Modell lässt sich exakt auf das MaxCut Optimierungsproblem, bzw. die eingeschränkte Boltzmann-Maschine abbilden. Eine potenzielle Anwendung dieses Modells liegt in der Optimierung der Positionierung von Satellitenclustern, um eine optimale Abdeckung eines bestimmten Beobachtungsgebiets zu gewährleisten.

Darüber hinaus haben wir festgestellt, dass optische Ising-Modelle möglicherweise einzigartige Vorteile in den Bereichen Künstliche Intelligenz (AI) und Quantenvalidierung bieten. Bei der Simulation von Ising-Modellen auf herkömmlichen Computern steigt der Rechenaufwand exponentiell mit der Anzahl der Spins N (z. B. erfordert die Monte-Carlo-Methode $O(2^N)$ Stichproben). Im Gegensatz dazu können optische Ising-Modelle durch parallele optische Berechnungen eine Hardware-Beschleunigung ermöglichen, wodurch die theoretische Komplexität auf $O(N^2)$ reduziert werden kann.

Zudem ist der Energieverbrauch photonischer Wechselwirkungen deutlich geringer als der elektronischer Berechnungen, was sie für das Training großskaliger Boltzmann-Maschinen besonders geeignet macht [10]. Die natürliche Verbindung zwischen optischen Systemen und der Quanteninformationsverarbeitung – etwa durch Polarisations- oder Pfadkodierung zur Realisierung von Spinzuständen – ermöglicht es, die kohärente Dynamik eines quantenmechanischen Ising-Modells direkt zu simulieren. Dies könnte eine hardwarefreundliche Implementierung für das Quanten-Maschinelle-Lernen bieten.

Unsere ersten Experimente erlauben zwar noch keine großskaligen Simulationen, aber sie stellen einen vielversprechenden Ansatz für zukünftige Anwendungen dar.

5.3 Realisierung eines photonischen Ising Modells (AP 4.3)

Status: abgeschlossen 2025

Trotz der o.g. Einschränkungen wird das Konzept als hinreichend vielversprechend erachtet und es wurde mit der Realisierung eines photonischen Ising Modells begonnen. In dem verfolgten Konzept werden die Hyperfein-Spin-Freiheitsgrade von Cäsium Atomen bei Raumtemperatur genutzt um einzelne Spins im Ising-Modell zu emulieren. Über akusto-optische Deflektoren lassen sich hierbei bis zu 10 verschiedene räumliche Moden adressieren und so mehrere Spins darstellen. Der jeweilige Spinzustand lässt sich über geeignete Laser auslesen und über eine Rückkopplungsschleife manipulieren. Hierdurch lassen sich die verschiedenen Kopplungen im Ising Modell effizient emulieren.

Die optische Ising-Maschine ist über optische Fasern mit der Laserquelle und dem EIT-Wandler verbunden. Die Untersuchung des EIT-Wandlers wurde mit einem funktionierenden Lasersystem abgeschlossen. Der nächste Schritt besteht darin, eine Simulation durchzuführen, die Systeme zu verbinden und eine vollständige experimentelle Validierung der optischen Ising-Maschine zu realisieren.

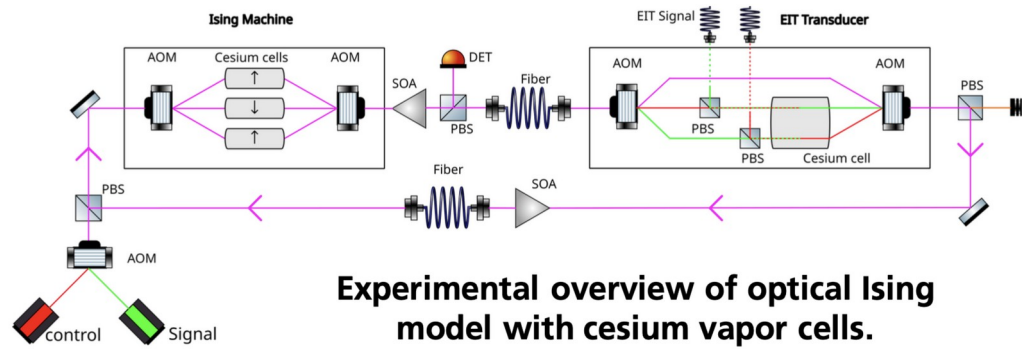


Abbildung 19. Versuchsaufbau eines optischen Ising-Modells mit Cesium-Dampf-Zelle

5.4 Untersuchung des Potentials optischer neuronaler Netze im Quantenlimit (AP 4.4)

Status: abgeschlossen 2023

Wie in Absatz 5.1 dargelegt, wurde das Potential quanten-neuronaler Netze für das maschinelle Lernen optischer zunächst als nicht vielversprechende bewertet. Daher werden maßgeblich die Ansätze eines optischen Ising Modells und eines universellen, photonischen Quantencomputers weiter verfolgt.

6 Zusammenfassung

6.1 Vergleich des Stands des Vorhabens

Vergleich des Stands des Vorhabens mit der ursprünglichen (bzw. mit Zustimmung des ZG geänderten) Arbeits-, Zeit- und Kostenplanung:

Der Zeitplan hat sich aufgrund von Personalmangel sowie der anspruchsvollen Produktion der Ringmodulatoren durch IHP verzögert. Daher war eine kostenneutrale Verlängerung des Projekts bis zum 30.04.2025 notwendig.

Bis Ende 2023 konnten bereits mehrere wichtige Arbeitspakete abgeschlossen werden. Der erste Meilenstein („1. Technische Spezifikation und Konzept zur Onboard-Integration“) wurde somit noch im Jahr 2023 erreicht.

Im Laufe des Jahres 2024 konnte der in Absatz 2.4.3 beschriebene Alternativansatz als Demonstrator aufgebaut und die Komponenten einzeln Funktionstests unterzogen werden. Damit war die Erreichung des zweiten Meilensteins („2. Funktionstest am Demonstrator“) Ende 2024 möglich.

Weitere Tests und die finalen Experimente zur Convolution auf der optischen Hardware beanspruchten die gesamte verbleibende Projektlaufzeit einschließlich der Verlängerung. Der dritte Meilenstein („3. Laboraufbau zur photonischen Ising-Maschine“) konnte bis zum Ende des Projekts im Jahr 2025 erreicht werden. Hierfür wurde jedoch nicht der Demonstrator genutzt, der für Meilenstein 2 aufgebaut worden war.

Die Projektkosten blieben durchweg im Rahmen des eingeplanten Budgets. Es bestand kein Anlass, von einer Abweichung vom Kostenplan auszugehen. In Abstimmung mit dem DLR wurde jedoch eine kostenneutrale Verlängerung des Projekts bis Ende April 2025 beschlossen.

6.2 Aussichten für die Erreichung der Ziele

Haben sich die Aussichten für die Erreichung der Ziele des Vorhabens innerhalb des angegebenen Kostenzeitraums gegenüber dem ursprünglichen Antrag geändert?

Nein, nur der Kostenzeitraum wurde Kostenneutral bis zum 30. April 2025 verlängert.

6.3 Ergebnisse von dritter Seite

Sind inzwischen von dritter Seite FE-Ergebnisse bekannt geworden, die für die Durchführung des Vorhabens relevant sind? (auch Darstellung der aktuellen Informationsrecherchen nach Nr. 6.1 NKBF 98)?

Nein.

6.4 Notwendige Zielsetzungsänderungen

Sind oder werden Änderungen in der Zielsetzung notwendig?

Nein, es werden keine Änderungen der Gesamtzielsetzung benötigt.

6.5 Erfindungen/Schutzrechtsanmeldungen

Erfindungen/Schutzrechtsanmeldungen und erteilte Schutzrechte, die vom Zuwendungsempfänger oder von am Vorhaben Beteiligten gemacht oder in Anspruch genommen wurden, sowie deren standortbezogene Verwertung (Lizenzen u. a.) und erkennbare weitere Verwertungsmöglichkeiten:

Zurzeit liegen keine Erfindungen oder Schutzrechanmeldungen vor.

6.6 Wissenschaftliche Erfolgsaussichten nach Projektende

Wissenschaftliche und/oder technische Erfolgsaussichten nach Projektende (mit Zeithorizont) - u. a. wie die geplanten Ergebnisse in anderer Weise (z. B. für öffentliche Aufgaben, Datenbanken, Netzwerke, Transferstellen etc.) genutzt werden können: (Dabei ist auch eine etwaige Zusammenarbeit mit anderen Einrichtungen, Firmen, Netzwerken, Forschungsstellen u. a. einzubeziehen)

Die TU Berlin hat in den vorangegangenen Projekten gezeigt, dass ehrgeizige Ziele, wie die Entwicklung von Kleinsatelliten (SNET [2], NanoFF [5]), sowie die Entwicklung neuer Nutzlasten (SALSAT [3]) trotz ihres hohen experimentellen Charakters durchaus erreicht werden können. Das Projekt OMLO hat ebenfalls gute Erfolgsaussichten, da es auf den positiven Erfahrungen früherer Entwicklungen aufbauen kann. Im Bereich der Entwicklung von photonischen Experimenten und unsere Projektpartner des FITS eine hohe Expertise, die das zweite Standbein unserer Forschung darstellt.

Wir sind zuversichtlich, dass unsere Arbeit einen wichtigen Beitrag zur Entwicklung einer Roadmap für optischer Quantenrechner für den Einsatz im Weltraum leisten kann und wird. Noch handelt es sich um Grundlagenforschung, allerdings könnte ein optischer Quantenrechner bereits in ca. 10-15 Jahren im Weltraum zu Einsatz kommen.

Unsere Arbeit hat gezeigt, dass die angestrebte OVMM im Bereich des Maschinellen Lernens erfolgreich umgesetzt werden konnte. Das Potenzial dieser Technologie ist erheblich und sollte künftig weiterverfolgt werden. Folgeprojekte wie OMLO2 können wesentlich dazu beitragen, die Technologie weiter zu erforschen, auszubauen und in den kommenden Jahren flugfähig zu machen

6.7 Wissenschaftliche und wirtschaftliche Anschlussfähigkeit

Wissenschaftliche und wirtschaftliche Anschlussfähigkeit für eine mögliche notwendige nächste Phase bzw. die nächsten innovatorischen Schritte zur erfolgreichen Umsetzung der FuE-Ergebnisse:

Mit dem Projekt OMLO werden keine wirtschaftlichen Ziele verfolgt. Auf Grundlage der geleisteten Forschung kann es zukünftig zur Entwicklung von Komponenten kommen, die lizenziert und/oder kommerziell vermarktet werden können.

Das wissenschaftliche Potenzial von OMLO ist sehr vielversprechend. Wir konnten zeigen, dass Maschinelles Lernen – insbesondere Convolutional Neural Networks (CNN) – teilweise auf optischer Hardware umgesetzt werden kann und potenziell als optischer Hardware-Accelerator fungieren könnte. Gemeinsam mit dem DLR wurde daher die Zielstellung erweitert und das Nachfolgeprojekt OMLO2 realisiert. Auch dieses zeigt sich derzeit als äußerst vielversprechend, sodass bereits ein weiteres Anschlussprojekt mit dem Ziel eines Satellitenstarts konzipiert wird.

7 Referenzen

1. Shen, Yichen, et al. "Deep learning with coherent nanophotonic circuits." *Nature photonics* 11.7 (2017): 441-446
2. S-NET Mission, DLR FKZ: 50 YB 1225,
<https://www.tu.berlin/raumfahrttechnik/forschung/abgeschlossene-projekte/s-net>
3. SALSAT Mission, DLR FKZ: 50 YB 1805,
<https://www.tu.berlin/raumfahrttechnik/forschung/aktuelle-projekte/salsat>
4. SALSAT Nutzlast, DLR FKZ: 50 YB 635,
<https://www.tu.berlin/raumfahrttechnik/forschung/abgeschlossene-projekte/salsa>
5. NanoFF Mission, DLR FKZ: 50 RU 1803,
<https://www.tu.berlin/raumfahrttechnik/forschung/aktuelle-projekte/nanoff>
6. Mohseni, Naeimeh, Peter L. McMahon, and Tim Byrnes. "Ising machines as hardware solvers of combinatorial optimization problems." *Nature Reviews Physics* 4.6 (2022): 363-379.
7. Kübler, F., Yang, M., Mannteuffel, L. et al. Concept of an in-orbit AI-system based on optical computing. *CEAS Space J* (2025). <https://doi.org/10.1007/s12567-025-00612-z>

Unterschrift, Datum

Prof. Dr. Enrico Stoll
Berlin, 02.09.2025