

Deep Learning für IoT Anwendungen der nächsten Generation - Teil II

VEDLIoT demonstriert effiziente KI für eine Vielzahl von IoT-Anwendungsfällen

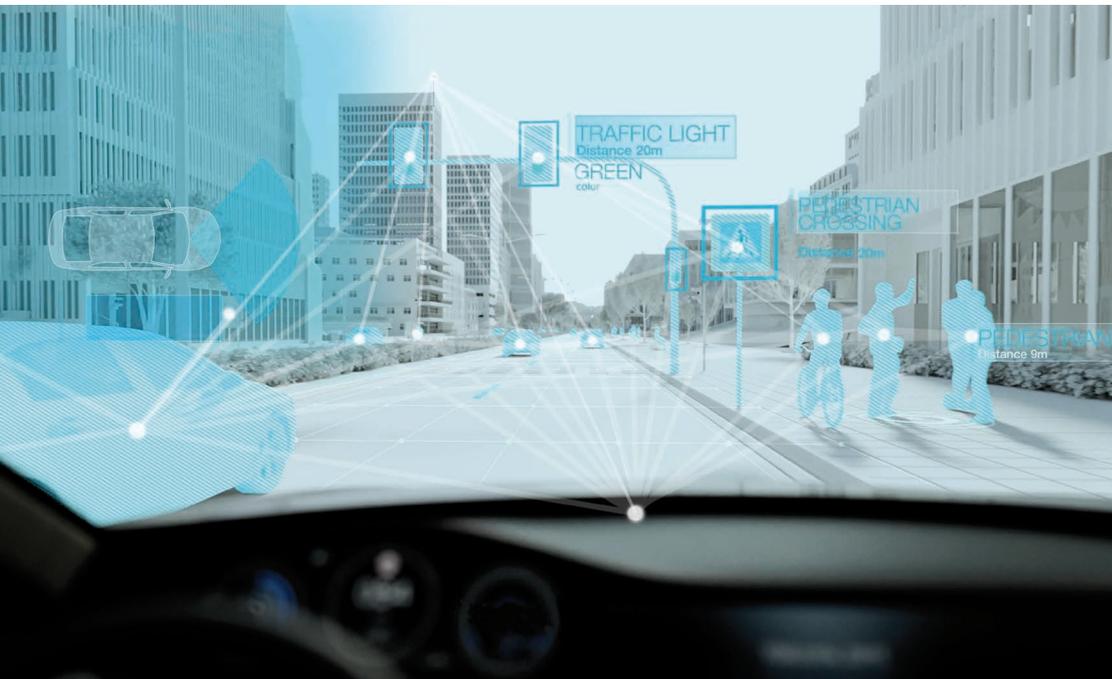


Bild 1: Visualisierung einer Verkehrsszene und Labeling

Die VEDLIoT Architektur wird durch Anwendungsfälle von Automotive AI bis hin zu und industriellen IoT-Geräten reichen, validiert. Die folgenden Abschnitte bieten eine detaillierte Analyse dieser Anwendungen, die ihre allgemeine Architektur, die Einbindung der VEDLIoT-Technologie und die Ergebnisse für jeden Anwendungsfall in verschiedenen Domänen haben.

Automotive AI

Als Beispielanwendung für den Bereich Automotive konzentriert sich VEDLIoT auf das automatische Notbremsungssystem für Fußgänger (P-AEB), ein wichtiges Sicherheitsmerkmal in der Automobilbranche.

Dieses System befasst sich mit der Herausforderung durch Fußgänger, die plötzlich die Fahrbahn von verschiedenen Punkten wie Gehwegen betreten oder durch Hindernisse verdeckt werden. Das P-AEB-System stützt sich auf Sensordaten, hauptsächlich von einer RGB-Kamera, und nutzt künstliche Intelligenz und Deep Learning (AI/DL) für schnelle Entscheidungen in Notfallsituationen.

Verteilte Verarbeitung

Anders als bei bestehenden Systemen setzt sich die Architektur aus mehreren Komponenten zusammen: Lokale Sensorverarbeitungseinheiten, eine zentrale Recheneinheit (CCU) im Fahrzeug und ergänzende Verarbeitungseinheiten in Edge- und Cloud. Diese Komponenten sind über eine standardmäßige 5G-Verbin-

dung miteinander verbunden. Die größte Herausforderung in diesem Anwendungsfall besteht darin, die begrenzte Verarbeitungsleistung des Fahrzeugs mit der Notwendigkeit einer schnellen Verarbeitung mit geringer Latenzzeit in Einklang zu bringen. Um dieses Problem zu lösen, untersucht das Projekt die Nutzung zusätzlicher Rechenleistung von Edge Verarbeitung unter Berücksichtigung der variablen Kommunikationskanalbedingungen, die den Datendurchsatz beeinflussen können [1].

KI-Modelle

Für die praktische Umsetzung wurden im Rahmen des Projekts verschiedene KI-Modelle eingesetzt, wobei EfficientNet ein Schlüsselmodell für die Bewertung war. Ein wichtiger Aspekt dieser Implementierung ist die dynamische Partitionierung des DL-Modells, um die Rechenaufgaben zwischen den Onboard-Systemen und den Edge-Ressourcen effektiv zu verteilen. Bei dieser Verteilung werden mehrere Faktoren berücksichtigt, darunter die

End-to-End-Latenzzeit, die zelluläre Kommunikationskapazität und die Verarbeitungsgeschwindigkeit der Edge-Einheiten.

Test und Validierung

Die Datenerfassung für das Training und den Test der Modelle wurde mit einem Kamerasystem durchgeführt, das auf die spezifischen Anforderungen zugeschnitten war. Bild 1 zeigt ein Beispiel für eine städtische Umgebung. Die dynamische Umgebung des Fahrzeugs macht es erforderlich, mehrere Verkehrsszenarien zu entwerfen, um das DL-Modell effektiv zu optimieren. VEDLIoT legt auch großen Wert auf funktionale Sicherheit, Robustheit und Sicherheit angesichts der kritischen Natur von Automobilanwendungen und der Verwendung offener Kommunikationsverbindungen.

Evaluierung

Es wurden vergleichende Analysen der Berechnungslasten für verschiedene Hardwarekonfigurationen durchgeführt. Diese Konfigurationen reichten von der ausschließlichen Verwendung der Verarbeitungseinheit des Sensors über die Einbeziehung der CCU und die Erweiterung auf die Edge Unit bis hin zur vollständigen Ausführung der Berechnungen auf der Edge Unit. Die Ergebnisse zeigten, dass verschiedene Kombinationen von Verarbeitungsressourcen die Latenzzeit verringern können, ohne dass die Genauigkeit des KI/DL-Modells beeinträchtigt wird. Das Projekt zielt darauf ab, sich auf den Gesamtenergieverbrauch verschiedener Konfigurationen zu konzentrieren, einschließlich der für die Aufrechterhaltung der Kommunikationsverbindungen erforderlichen Energie.

Industrial IoT

VEDLIoT konzentriert sich insbesondere auf zwei Schlüsselbereiche: Motorzustandsüberwachung im Rahmen von voraus-

Autor:
VEDLIoT Konsortium
Jens Hagemeyer
Koordinator

<https://vedliot.eu>

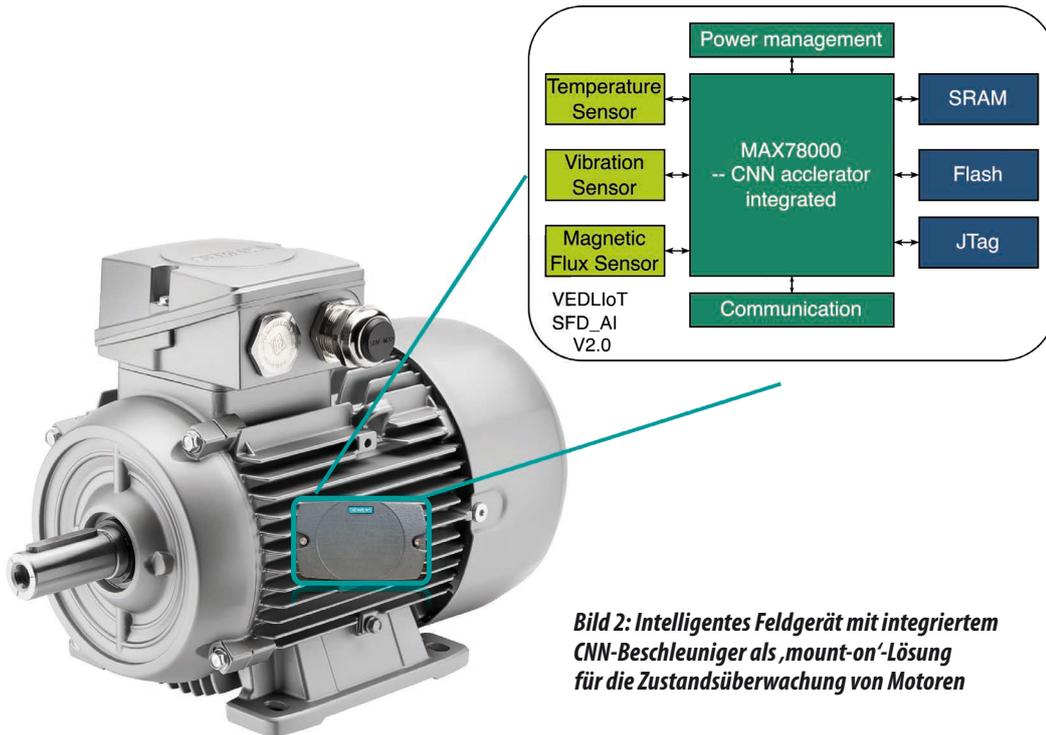


Bild 2: Intelligentes Feldgerät mit integriertem CNN-Beschleuniger als „mount-on“-Lösung für die Zustandsüberwachung von Motoren

relevante Daten für die KI-Analyse. Bild 3 zeigt den Prüfstand, der für die Entwicklung und Evaluierung von KI-Systemen gebaut wurde, einschließlich des KI-Beschleunigers und der Mikrocontroller-Einrichtung.

• Unzureichende Daten

Beide Anwendungsfälle stehen vor der übergreifenden Herausforderung unzureichender Daten, insbesondere für Anomalien. Das VEDLIoT-Projekt begegnet diesem Problem mit Prüfständen für die Datenerfassung und -validierung und entwickelt ein umfassendes Rahmenwerk, das die Effizienz der Datenerfassung und die Erklärbarkeit von KI-Algorithmen verbessern soll. Die Systemstruktur von AFD in Echtzeit ist in Bild 4 dargestellt.

Im Anwendungsfall der Störlichtbogenerkennung wird das Entwicklungsverfahren mit der bereitgestellten Streamline beschleunigt. Ein nach der Norm U1699B entworfener Prüfstand wurde aufgebaut, um Lichtbogenfehler zu erzeugen und Stromdaten zu sammeln. Basierend auf den detaillierten Anforderungen, die aus der Problemanalyse und den Benchmarking-Ergebnissen des VEDLIoT-Projekts abgeleitet wurden, wird die Hardware Nvidia Jetson Xavier NX ausgewählt, um Stromdaten in Echtzeit zu verarbeiten. Deep Learning Modell Pruning wurde eingesetzt, um die Modellinferenz innerhalb der Zielerfassungszeit zu gewährleisten.

• Evaluation

Die Pruning-Software, die im Rahmen des VEDLIoT-Projekts entwickelt wurde, hat beeindruckende Ergebnisse erbracht, die zu einer bis zu 70%igen Reduzierung der Modellaufzeit bei gleichzeitiger Beibehaltung einer Fehlererkennungsgenauigkeit von 98 %. Bei der Motorüberwachung steht die Energieeffizienz der SFDs, die zwei Jahre mit Batteriestrom auskommen sollen, im Mittelpunkt. Im Rahmen des Projekts wird der Mikrocontroller MAX78000 mit einem integrierten CNN-Beschleuniger eingesetzt, der den Stromverbrauch und die Verarbeitungseffizienz optimiert.

schauender Wartung und Lichtbogenerkennung (AFD) in Niederspannungs-Gleichstrom-Systemen (LVDC) [2]. Diese Bereiche stellen entscheidende Aspekte des industriellen IoT dar, die eine vorausschauende Wartung und die Erkennung von Anomalien beinhalten, wobei jeder Bereich unterschiedliche Anforderungen an AIoT-Lösungen stellt. Bei der Zustandsüberwachung von Motoren unterstreicht das Projekt die Bedeutung von Smart Field Devices (SFDs) für die Datenerfassung. Diese Geräte überwachen verschiedene Aspekte des Motorbetriebs, z. B. betrieb-

liche, thermische und mechanische Bedingungen. Die von den SFDs gesammelten Daten, zu denen Betriebsstunden, der Status des Kühlsystems und der Zustand mechanischer Komponenten wie der Lager gehören, sind für die Gewährleistung der Zuverlässigkeit und Langlebigkeit der Motoren von entscheidender Bedeutung. Allerdings stellen Netzwerküberlastungen und begrenzte Bandbreiten in großen IoT-Systemen eine erhebliche Hürde dar.

• Lokale Datenverarbeitung

Um dieses Problem zu lösen, wird eine Vor-Ort-Datenverarbeitung

innerhalb von SFDs unter Verwendung von Deep Learning erforscht, um das Volumen der drahtlos übertragenen Daten zu reduzieren, was die Integration von DL-Algorithmen in ressourcenbeschränkte SFDs bei gleichzeitiger Beibehaltung der Energieeffizienz der Hardware erfordert. Bild 2 zeigt die im Rahmen des VEDLIoT-Projekts entwickelte Lösung, bei der der maßgeschneiderte SFD wichtige Sensoren und einen KI-Beschleuniger integriert.

• Erkennung von Serien-Lichtbogenfehlern

Der andere Hauptfokus, Lichtbogenfehlererkennung in Niederspannungs-Gleichstrom-Systemen, befasst sich mit der Komplexität der Erkennung von Serien-Lichtbogenfehlern, die aufgrund ihrer geringen Stromaufnahme bekanntermaßen schwer zu identifizieren sind. Die Anpassungs- und Lernfähigkeit der KI stellt einen erheblichen Vorteil gegenüber herkömmlichen statistischen Methoden dar. Die Bemühungen des VEDLIoT-Projekts zur Entwicklung von KI-gestützten Lösungen für Niederspannungs-Gleichstrom-Übertragungssysteme umfassen einen speziell entwickelten Prüfstand, der in der Lage ist, elektrische Lichtbögen zu erzeugen und

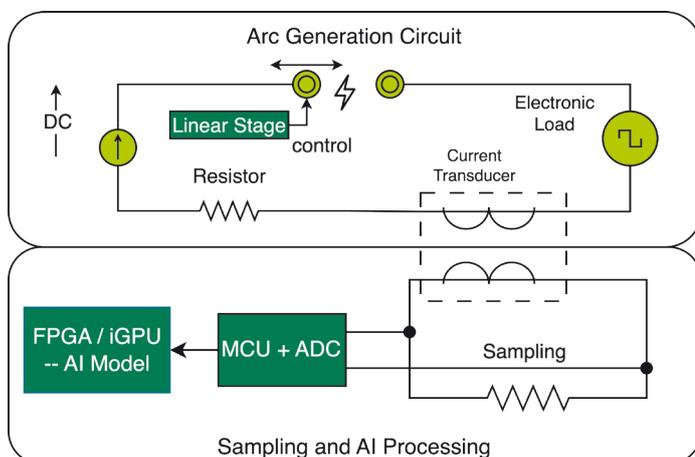


Bild 3: Prüfstand zur Erzeugung von Störlichtbögen und Echtzeit-Detektionssystem

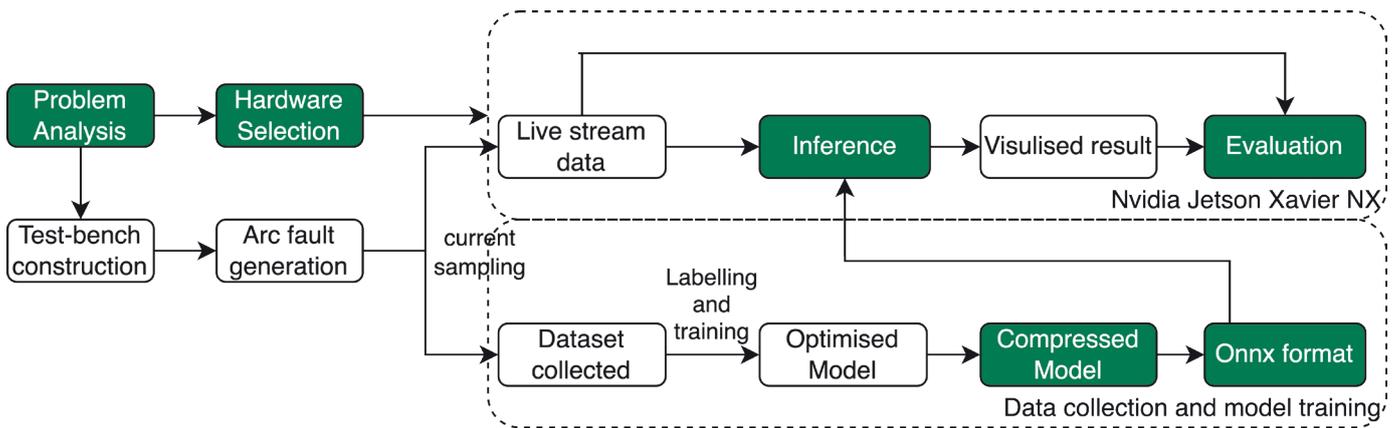


Bild 4: Systemstruktur für AI-basierte Lösung mit VEDLiOT-Technologie

Insgesamt macht VEDLiOT große Fortschritte bei der Weiterentwicklung von KI und DL in industriellen IoT-Systemen, bei der Bewältigung spezifischer Herausforderungen bei der Überwachung des Motorenzustands und der Erkennung von Lichtbogenfehlern sowie bei der Entwicklung von Rahmenwerken und Tools für eine effiziente Datenerfassung, Hardwareauswahl und Softwareoptimierung.

Weitere Anwendungsfälle

Neben den bereits erwähnten primären Anwendungsfällen von VEDLiOT hat das Projekt seine Band-

breite um zehn Anwendungsfälle aus verschiedenen Bereichen wie Landwirtschaft, Industrie, Automobil und Medizin erweitert. Wie in Bild 5 dargestellt, decken diese Projekte ein breites Spektrum von Anwendungen ab, darunter KI für Fahrschulzwecke, Laserschweißen und Pollenanalyse, um nur einige zu nennen. Jedes dieser Projekte hat verschiedene Elemente der VEDLiOT-Technologie in seine spezifischen Anwendungen integriert. Diese Integration umfasst die Nutzung der Hardware-Plattform, bestimmter Komponenten der Middleware, Sicherheitsfunktionen oder der in

VEDLiOT entwickelten Methodik für das Requirements Engineering.

Zusammenfassung

VEDLiOT befasst sich mit der Herausforderung, Deep Learning in IoT-Geräte zu integrieren, die nur über eine begrenzte Rechenleistung verfügen und wenig Energie verbrauchen, was den Bedarf an energieeffizientem Computing unterstreicht. Die VEDLiOT AIoT-Hardwareplattform bietet maßgeschneiderte Hardware und zusätzliche Beschleuniger für AIoT-Anwendungen, die von eingebetteten Systemen bis hin zu Edge- und

Cloud-Computing reichen. Das Projekt integriert innovative Methoden des Requirements Engineering mit Sicherheits- und Zuverlässigkeitskonzepten, um die Schwierigkeiten bei der Anwendung von Deep Learning zu überwinden.

Diese Ideen werden in wichtigen Industriebereichen wie der Automobilindustrie, der Automatisierungstechnik und dem intelligenten Heim getestet und demonstriert. Jede Fallstudie zeigt die Vorteile der Integration von KI, ML und speziell DL-Techniken, die von VEDLiOT entwickelt wurden, in modernen AIoT-Anwendungen, die über das gesamte Rechenspektrum verteilt sind. Diese Integration zielt darauf ab, Funktionalität und Leistung zu verbessern und gleichzeitig Schlüsselindikatoren wie Effizienz, Sicherheit und Zuverlässigkeit zu erhöhen.

Das VEDLiOT-Projekt wurde durch das Forschungs- und Innovationsprogramm Horizont 2020 der Europäischen Union unter Nr. 957197 gefördert.

Referenzen

[1] (Hans-Martin Heyn, Olof Eriksson, et al., „Requirement Engineering Challenges for AI-intense Systems Development“, 2021 IEEE/ACM 1st Workshop on AI Engineering – Software Engineering for AI (WAIN'21), <https://doi.org/10.1109/WAIN52551.2021.00020>).

[2] (VEDLiOT: Very Efficient Deep Learning in IoT“, Design, Automation and Test in Europe Conference (DATE 2022), 10.23919/DATE54114.2022.9774653). ◀

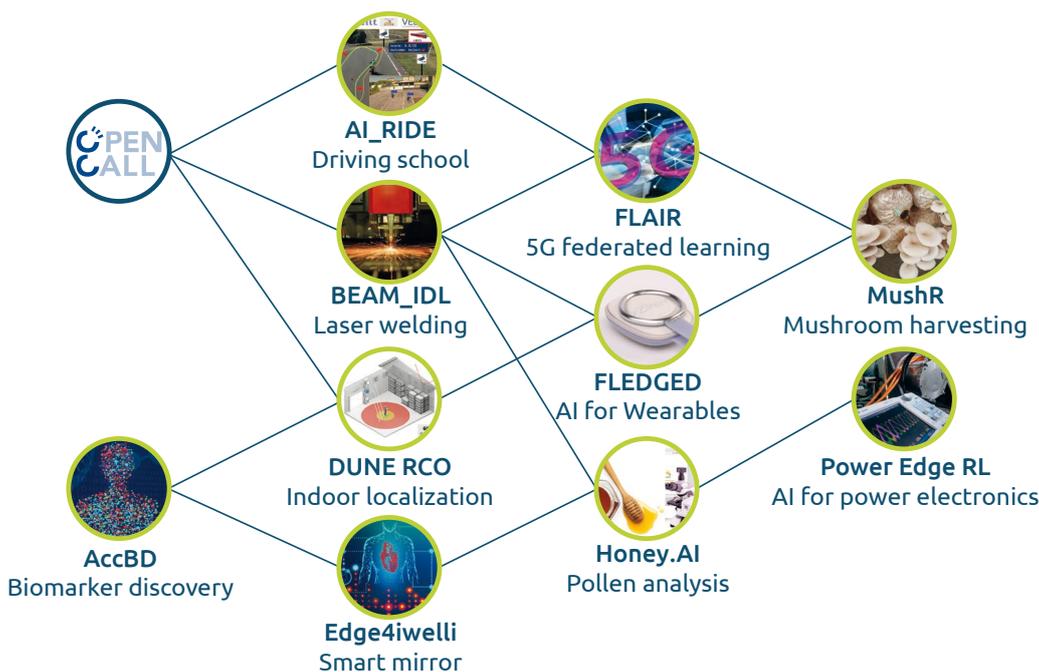


Bild 5: Weitere Anwendungen, in denen VEDLiOT Technologie zum Einsatz gekommen ist.