

Eingebettete künstliche Intelligenz (KI) und Controller Area Network (CAN)

Künstliche Intelligenz ist en vogue. Sie dringt in immer Bereiche unseres Lebens vor. Dabei ist KI nicht gleich KI. Sie hat viele Facetten. Eine davon ist „eingebettet“ in Geräte, die über CAN kommunizieren.

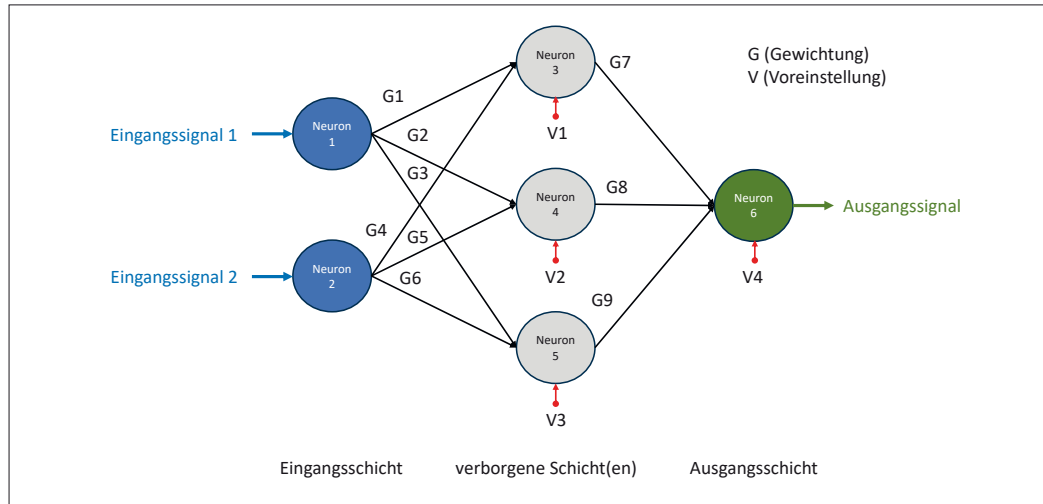


Bild 1: Künstlich neuronale Netze (KNN) können beliebig viele Zwischenschichten implementieren, in der eingebetteten KI sind es aber oft nur ein oder zwei Zwischenschichten.

KI basiert auf der Annahme, dass der Prozess menschlichen Denkens auch von „Maschinen“ ausgeführt werden kann. Die Idee ist nicht neu: Schon in der griechischen Mythologie gab es Talos, einen aus Bronze bestehenden Riesen, der Kreta dreimal am Tag umkreiste und auf feindliche Schiffe Felsbrocken warf. Das war sozusagen schon die Idee von „bildverarbeitender KI“, das Unterscheiden von Freund und Feind..

Der Begriff KI wurde allerdings erst viele Jahrhunderte später erfunden. Erstmals wurde er 1956 im Rahmen eines Workshops genutzt: „A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence.“ John McCarthy (Dartmouth College), Marvin Minski (Harvard University), Nataneil Rochester (IBM) und Claude Shannon (Bell Telephone Laboratories) waren die Organisatoren. Die moderne KI-Geschichte begann: erst schleppend und überwiegend in akademischen Kreisen.

In den 90er Jahren des letzten Jahrhunderts schrieb ich einige Artikel in Fachzeitschriften über erste kommerzielle Anwendungen, die sich aber nicht durchsetzen konnten. Die Kosten waren zu hoch und die praktischen Erfolge zu gering. KI verschwand wieder aus den Medien.

KI ist nicht gleich KI

Seit einigen Jahren ist KI nun in unserem Alltag angekommen. Fast jeder von uns nutzt bewusst oder unbewusst KI. Es gibt spezielle KI-Hardware und entsprechende leistungsfähige Computer-Farmen, die auf vielfältige Art und Weise Einzug in das Internet mit seinen sozialen Medien und auch in unsere Berufswelt gehalten haben. Diese KI ist gekennzeichnet durch hochleistungsfähige Rechenzentren mit einem hohen Energiebedarf. Außerdem ist eine ständige Verfügbarkeit des Internets mit hohen Datendurchsätzen erforderlich. Dagegen steht die nur begrenzte Echtzeit-Fähigkeit. Ob unsere Privatsphäre und unser geistiges Eigentum genügend gesichert sind, ist ebenfalls fragwürdig. Dies ist aber kein technisches Thema, sondern ein politisches.

Für einige Anwendungen ist diese Art der Cloud-KI nicht optimal. Insbesondere die Abhängigkeit von der permanenten Verfügbarkeit des Internets ist beispielsweise in intensiv-medizinischen Anwendungen und auch in Steuerungen mit harten Echtzeit-Anforderungen nicht akzeptabel.

Edge-KI-Geräte

Deshalb bieten Firmen zunehmend sogenannte Edge-KI-Geräte an. Sie stellen die Verbindung zur sogenannten Cloud-KI zur Verfügung und können trotzdem zumindest temporär vor Ort Daten mit KI-Algorithmen verarbeiten. Diese „Dezentralisierung“ ist eine logische Konsequenz, wenn man die „politischen“ Nachteile „zentraler“ Cloud-KI-Lösungen vermeiden will: Machtanhäufung, Abhängigkeit, Monopolisierung, usw. Wie in der klassischen Datenverarbeitung kommt es auch in der KI zu einer Gegenbewegung, die eine lokale KI-Nutzung ermöglicht. Dafür gibt es sogar schon einen Begriff: „Eingebettete“ KI (engl.: „Embedded AI“, manchmal auch EAI abgekürzt).

Embedded AI

Es gibt sogar schon erste EAI-Anwendungen. Sie zeichnen sich insbesondere dadurch aus, dass sie energie-sparsam und ohne Internet-Verbindung auf sehr kostengünstiger Hardware einsetzbar sind. Solche EAI-Geräte, Sensoren und Aktuatoren, sind für ganz spezielle Aufgaben entwickelt.

Typische Anwendungen sind:

- Navigation von selbstfahrenden Fahrzeugen (einschließlich Kollisionsvermeidung)
- Assistenzsysteme in Fahrzeugen, beispielsweise Spurhaltesysteme, autonome Bremssysteme, und Systeme zur Überwachung des „toten“ Winkels sowie zur adaptiven Geschwindigkeitskontrolle
- Turbinen und Verbrennungsmotoren, die Öko-Beimischungen von Treibstoffen zwecks längerer Lebensdauer anpassen
- Spritzgussmaschinen, die in Echtzeit abhängig von Druck und Temperatur des Kunststoffes den Verarbeitungsprozess regeln
- Sprachgesteuerte Notaus-Geräte
- Luftreinigungsanlagen, die mit Hilfe von Spektrografie das Waschwasser analysieren
- Mehrteilige medizinische Gerätesysteme, die von einer Person per Spracheingabe konsistent gesteuert werden
- OP-Beleuchtungen, die sich selbst optimieren
- OP-Automaten, die selbstlernend Operationsabläufe verbessern
- Intensiv-medizinische Gerätesysteme, die eigenständig Patienten auf kritische Zustände koordiniert überwachen
- Küchengeräte (z. B. Herde und Mikrowellen), die Speisen (und Menüs) energieschonend und zeitlich-koordiniert „auf den Tisch“ bringen (z. B. in Großküchen und Kantinen)

Autor:

Holger Zeltwanger

CAN in Automation (CiA) GmbH

<http://www.can-cia.org>

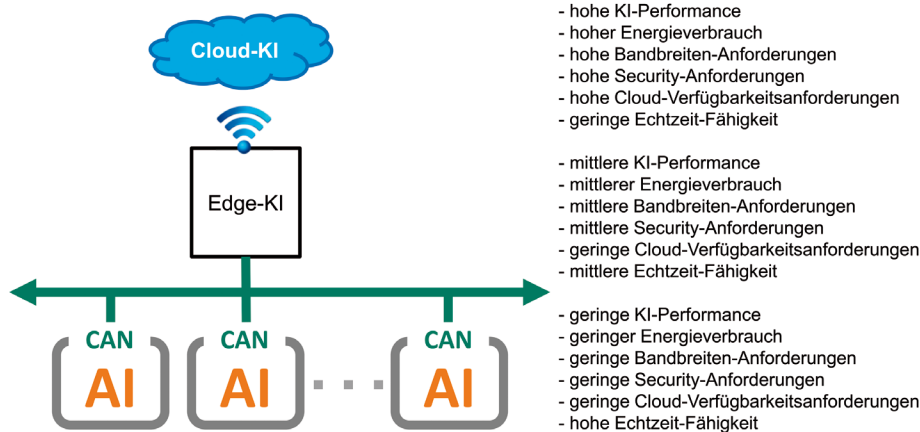


Bild 2: In hierarchischen KI-Systemen reduzieren die Geräte mit eingebetteter KI die Anforderungen an die Edge-KI-Controller und die Cloud-KI-Computersysteme, insbesondere den Energieverbrauch und ermöglichen eine „intelligente“ Vorverarbeitung in Echtzeit ohne permanenten Fernzugriff mit hohen Security-Anforderungen.

- Klimaanlage, die Raumfilter in Abhängigkeit von Bedingungen (z. B. Außen- und Innentemperaturen, Energiepreisen, Öffnung von Fenstern und Türen) steuern
- Waschmaschinen und -anlagen, die je nach Beladung und Lebensdauer effizient Energie, Wasser und Waschpulver dosieren und gegebenenfalls eine Wartung anfordern
- Sogenannte Agrifood-Systeme, beispielsweise in „selbstlernenden“ Gewächshäusern, in der automatisierten Tierhaltung und in landwirtschaftlichen Fahrzeugen

Generell sind „Condition Monitoring“ (Zustandsüberwachung) und „Pre-emptive Maintenance“ (vorsorgende Wartung) aussichtsreiche Kandidaten für Geräte mit eingebetteter KI. Mensch-Maschine-Schnittstellen, die sich an verschiedene Bediener anpassen können, sind ebenfalls für EAI-Lösungen prädestiniert.

Maschinelles Lernen und Deep Learning

In Edge-KI-Geräten werden oft Methoden des **maschinellen Lernens (ML)** verwendet. ML entwickelt, untersucht und verwertet statistische Algorithmen (Lernalgorithmen). Diese können lernen, Probleme zu lösen, bei denen der Lösungsweg nicht durch einfache Regeln beschrieben werden kann. Dazu benötigen die Algorithmen viele Beispieldaten. ML und Statistik verwenden sehr ähnliche Methoden.

Eine in Edge-KI und EAI eingesetzte ML-Methode ist „**Deep Learning**“ (DL), auch als mehrschichtiges Lernen bezeichnet. Dabei kommen oft künstlich neuronale Netze (KNN) zum Einsatz. Sie haben eine Eingabeschicht und eine Ausgabeschicht und dazwischen beliebige Zwischenschichten (engl.

hidden layers). DL ermöglicht die Verarbeitung und Analyse komplexer Datenmuster mithilfe der Matrizenrechnung.

Künstliche Neuronen

Künstliche Neuronen (Bild 1) bilden Eigenschaften von biologischen Neuronen mit mathematischen Mitteln nach. Ein künstliches Neuron der Zwischenschicht und der Ausgangsschicht kann mehrere Daten (Matrizen) summieren. Die Daten werden gewichtet und kann so die Summe der Datenwerte unterschiedlich erhöhen oder reduzieren. Die verborgenen Neuronen und die Ausgangsneuronen haben zusätzlich eine Voreinstellung, die im Laufe des Betriebes optimiert werden kann. Ein Ausgangssignal wird nur erzeugt, wenn die Summe aller Eingangssignale einen erlernten Schwellenwert überschreitet. Wenn diese Summe unter dem Schwellenwert liegt, gibt es kein Ausgangssignal.

Skalierbare CAN-Netzwerke

In EAI-Anwendungen ist es oft erforderlich, dass mehrere EAI-Geräte „intelligent“ vorverarbeitete Daten austauschen müssen. Außerdem ist es manchmal notwendig, Synergieeffekte mit Edge-KI-Lösung zu kombinieren. Die auszutauschenden Daten müssen kurz sein, damit die Echtzeit-Anforderungen erfüllbar sind und der Energiebedarf nicht zu hoch wird. In vielen dieser KI-Anwendungen bieten skalierbare CAN-Netzwerke eine bewährte Lösung für den Austausch von „intelligent“ vorverarbeiteten Daten.

Von CAN CC zu CAN XL

CAN (Controller Area Network) ist seit den 90er Jahren in der Automobilindustrie das dominierende Kommunikationssystem für die fahrzeug-interne Vernetzung. Es hat

inzwischen auch in anderen „eingebetteten“ Steuerungen Einzug gehalten. Das preisgünstige serielle Netzwerk ist allerdings in seinem Datendurchsatz eingeschränkt (maximal ungefähr 500 kbit/s) bei einer Netzwerklänge von deutlich unter 40 m. Die Länge der Nutzdaten ist ebenfalls begrenzt: auf acht Byte pro Rahmen-telegramm (engl.: data frame). Inzwischen gibt es neben CAN CC (classic) auch CAN FD (flexible data-rate) mit maximal 64-Byte-Nutzdaten; bei Verwendung von CAN-SIC-Transceivern (signal improvement capability) sind Netto-Bitraten bis zu knapp 4 Mbit/s erreichbar. Noch leistungsfähiger ist CAN XL (extended data-field length): Diese bereits international in ISO 11898-1:2024 genormte Protokollvariante spezifiziert skalierbare Nutzdatenslängen bis zu 2048 Byte. Bei Verwendung von CAN-SIC-XL-Transceivern sind Nettobitraten von bis zu 17 Mbit/s möglich.

Zuverlässige Übertragung

Die drei CAN-Protokoll-Varianten garantieren eine sehr zuverlässige Übertragung von Datenrahmen-telegrammen. Alle Single-Bit-Fehler werden erkannt und das CAN-XL-Protokoll kann sogar bis zu fünf unabhängige Bitfehler (Hamming-Distanz 6) entdecken. Die standardisierten Optionen (CAN-High-Speed, CAN-FD, CAN-SIC und CAN-SIC-XL) der physikalischen Schicht basieren auf einer differentiellen Zweidraht-Übertragung (CAN-High und CAN-Low) sowie einer gemeinsamen Masse (CAN-Ground). Sie sind sehr robust gegenüber externen Störungen.

Prozessoren für KNN

Dedizierte EAI-Mikrocontroller mit on-chip CAN-Hardware sind bereits am Markt erhältlich. Diese Spezial-

Prozessoren sind auf KNN mit mehreren Schichten optimiert. Typische Produkte sind die Chips ML63Q253x und ML63Q255x von Rohm: Sie basieren auf 48-MHz-Prozessoren Cortex M0 von Arm und dem KI-Prozessor Solist des japanischen Halbleiter-Herstellers. Die EAI-Mikrocontroller implementieren auch einen CAN-FD-Protokoll-Controller. Solche EAI-Mikrocontroller sind kleiner und preisgünstiger als Spezial-Prozessoren für Edge-KI-Anwendungen. Ein typisches Produkt ist der Mikrocontroller PSCO von Infineon: Er verfügt über einen Prozessor Cortex M55, einen KI-Prozessor Ethos-U55 sowie einen Spezial-Prozessor NN-Lite (neural network processor unit) sowie zwei CAN-FD-Protokoll-Controller. Obwohl auch diese Edge-KI-Chips auf einen geringen Energieverbrauch optimiert sind, haben EAI-Halbleiter eine noch geringere Leistungsaufnahme.

Einige Geräte mit „eingebetteten“ KI-Funktionen nutzen handelsübliche Mikrocontroller mit CAN-Protokoll-Controllern, auf denen spezielle KI-Software läuft. NXP bietet für seine Cortex-M0-basierenden Chips die ML-Software eIQ an. Es gibt auch die Open-source-Software tinyML, die in die KI-Entwicklungsumgebung AlifES (Artificial Intelligence for Embedded Systems) von Fraunhofer integriert ist. Sie läuft auch auf „schmalbrüstiger“ Hardware (z. B. Raspberry-Pi-Modulen).

Hierarchische KI-Systeme

Eingebettete KI ermöglicht die lokale Verarbeitung von Daten, ohne dass diese einfach manipuliert werden können. Die Anforderungen an Cybersecurity sind dementsprechend niedrig. Trotzdem kann man beispielsweise die „intelligent“ vorverarbeiteten Daten über CAN-Netzwerke an Edge-KI-Geräte weiterleiten, die die Ergebnisse von EAI-Geräten „intelligent“ weiterverarbeiten. Diese können wiederum mit Cloud-KI-Systemen verbunden sein. Solche hierarchischen KI-Systeme (Bild 2) reduzieren den Gesamtenergieverbrauch erheblich und erlauben auch eine Echtzeit-Verarbeitung am sogenannten „Front end“. Auch die Vielfalt von KI-Lösungen wird so gefördert und die Abhängigkeit von monopolistischen KI-Systemen reduziert. Embedded KI ist somit eine Möglichkeit, Vielfalt zu erhalten. ◀