

**TECHNISCHE MITTEILUNG**

# Tiefe neuronale Netze in Wahrnehmungssystemen für Fahrerassistenzsysteme (ADAS-Systeme)

## Ein Überblick

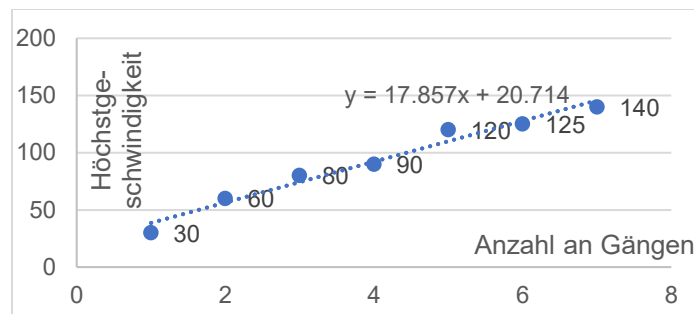
Neuronale Netze sind wesentliche Bausteine der Fahrzeugautonomie und werden für die verschiedenen Aufgaben eingesetzt, die für autonomes Fahren nötig sind – wie Lokalisierung, Wegplanung und Wahrnehmung. Die vorliegende technische Mitteilung erklärt, was neuronale Netze sind, wie sie funktionieren und welche Methoden für die Objekterkennung und -klassifizierung in Wahrnehmungssystemen zum Einsatz kommen. Ferner befasst sich dieses Dokument mit der heute auf dem Markt erhältlichen Option und deren Mehrwert.

## Was sind neuronale Netze, und wie funktionieren sie?

Neuronale Netze sind in Funktion und Design an das menschliche Gehirn angelehnt und ein Grundbaustein von maschinellem Lernen und künstlicher Intelligenz. Ein neuronales Netz ist ein Computersystem, das auf einer Reihe von Algorithmen basiert und aus einer Eingabe eine Ausgabe erzeugt. Die Algorithmen werden als mathematische Funktionen ausgedrückt, und künstliche neuronale Netze können von Geschehenem Lernen und bei ähnlichen Geschehnissen Entscheidungen treffen. Diese Algorithmen sind besonders für fortschrittliche Fahrerassistenzsysteme (ADAS) und das autonome Fahren geeignet, da die Fahrzeuge, die mit ADAS ausgestattet sind, mit einer Vielzahl von Situationen konfrontiert werden. Langfristig besteht das Ziel des Einsatzes von maschinellem Lernen und neuronalen Netzen darin, dass autonome Fahrzeugsysteme, wenn sie trainiert und mit genügend unterschied-

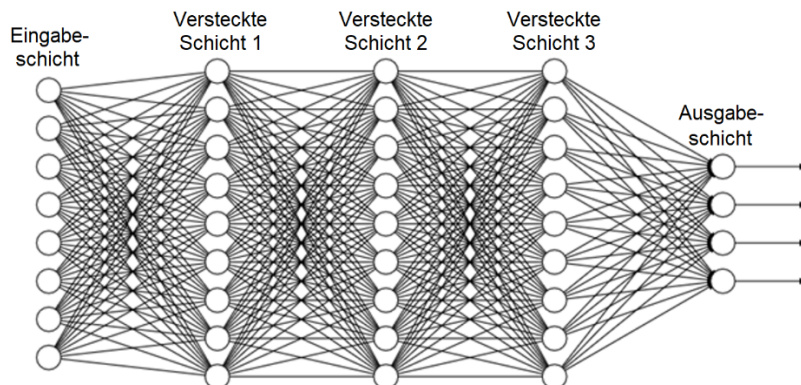
lichen Daten konfrontiert werden, robust und zuverlässig werden, um den Menschen bei Fahrfunktionen zu unterstützen, selbst wenn sie mit zuvor unbekanntem Fahrsituationen konfrontiert werden.

Abbildung 1 zeigt ein künstliches neuronales Netz. Neuronale Netze können als System gesehen werden, das anhand der Eingabedaten durch Optimierung der Variablen eine bestmögliche Ausgabe (mit minimaler Fehlerwahrscheinlichkeit) erzeugt. Ein vereinfachtes Beispiel ist nachstehend veranschaulicht. Hier erhält das System Rohdaten (Anzahl der Gänge vs. erreichte Höchstgeschwindigkeit) und liefert eine Linie mit bestmöglichen Ergebnissen (blau gestrichelt). Die Variablen, die vom System angepasst werden konnten, sind in diesem Fall der Y-Achsenabschnitt und die Neigung der Linie. Neuronale Netze sind komplexe Systeme, die die beste Option durch Optimierung der Variablen ausgeben.



**Abbildung 1 – Linie mit besten Optionen basierend auf einem Eingabe-Datensatz**

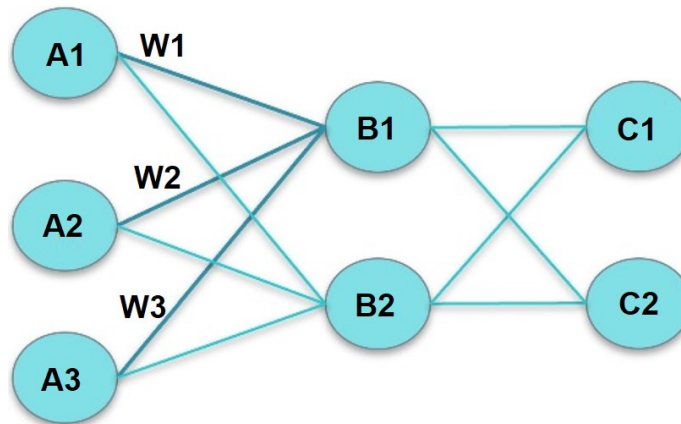
Abbildung 2 weiter unten zeigt ein neuronales Netz. Die Rohdaten werden in die Eingabeschicht eingegeben, die Ausgabe erfolgt über die Ausgabeschicht. Die versteckten Schichten umfassen eine Reihe von Algorithmen und Aktivierungsfunktionen, die die Variablen optimieren, um die Ausgabe zu erzeugen. Jeder Kreis in jeder Schicht ist ein „Neuron“, und jedem Neuron ist ein Wert zugewiesen. Die Verbindungen zwischen den Neuronen einer Schicht und den Neuronen einer anderen Schicht nennt man „Gewichtungen“. Eine Gewichtung ist die Beziehung zwischen zwei Neuronen, wobei die Höhe des Gewichts die Stärke der Beziehung vorgibt.



**Abbildung 2 – Beispiel für eine neuronale Netzarchitektur**

Der Neuronenwert in der vorherigen Schicht und die damit verbundene Gewichtung werden in einer mathematischen Funktion namens „Aktivierungsfunktion“ verarbeitet, um den Wert eines Neurons in der nächsten Schicht zu bestimmen. Nehmen wir zum Beispiel den Wert von Neuron B1 unten.

$$B1 = f (A1 \cdot W1 + A2 \cdot W2 + A3 \cdot W3)$$



**Abbildung 3 – Beispiel für ein neuronales Netz mit Gewichtungen**

Mehrere versteckte Schichten und Aktivierungsfunktionen machen das neuronale Netzmodell nicht-linear und ermöglichen komplexe mathematische Vorgänge, die das komplexe Verhalten der Anwendung besser wiedergeben und Ausgabefehler weiter minimieren. Der Ausgabefehler wird anhand der Kostenfunktion errechnet. Dazu später mehr. Manche Beispiele für Aktivierungsfunktionen sind sigmoid, hyperbolischer Tangens (tanh) und Rectifier (ReLU). Welche Aktivierungsfunktion für die Optimierung eingesetzt wird, hängt von Faktoren wie den Lerneffizienzen des Netzes, der Rechenleistung und dem Problem des verschwindenden Gradienten ab.

In manchen Fällen ist es besser, die Aktivierungsfunktion durch Hinzufügen einer Konstante auszugleichen. Diese Konstante wird „Bias“ genannt. Gewichtungen und Bias sind die Parameter, die dem Modell entsprechend verändert werden und die Linie mit den besten Optionen erzeugen.

## Wie lernen neuronale Netze dazu?

Es gibt zwei Methoden, neuronale Netze zu trainieren: überwachtes Lernen und unüberwachtes Lernen. Bei überwachtem Lernen wird ein Trainingsdatensatz bereitgestellt, der eine Eingabe für das Netz und eine markierte richtige Antwort enthält. Während des Trainings passt das neuronale Netz die Gewichtungen und Bias an, um seine Leistung bei den Trainingsdaten zu verbessern und Fehler zu reduzieren. Die Netze werden mithilfe großer Datensätze mit dem Ziel trainiert, dass das Netz das durch Veränderung der Gewichtungen und Bias beim Training Gelernte auch auf zuvor unbekannte Daten anwenden kann, um die richtige Ausgabe zu erzeugen. Ein Beispiel für überwachtes Lernen ist, dass dem neuronalen Netz Folgendes beigebracht wird:  $1+1=2$ ,  $1+2=3$  und  $1+3=4$ . Das Ziel dabei ist, dass das Netz die richtige Antwort auf die Frage „Was ist  $2+3$ ?“ findet.

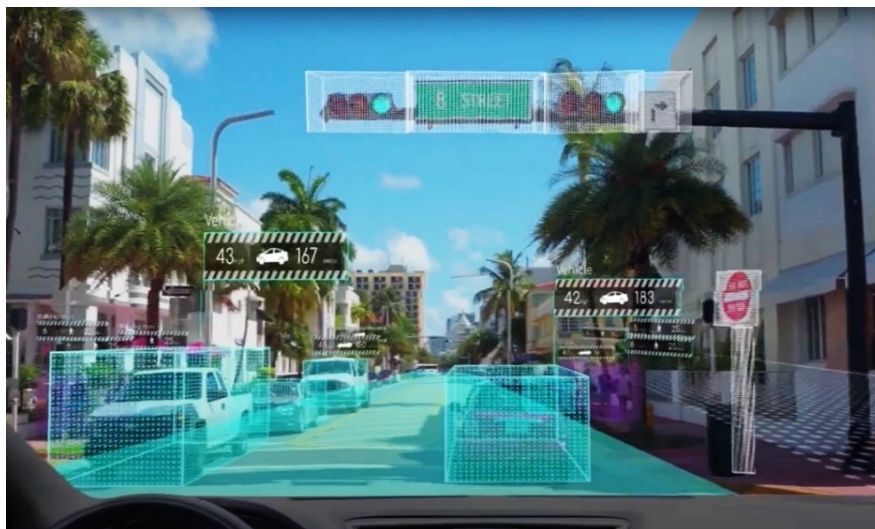
Eine weitere Trainingsmethode für neuronale Netze ist unüberwachtes Lernen. Hier wird die richtige Ausgabe nicht manuell von einem Menschen angeboten, sondern von einem automatisierten System, das den wahren Ausgabewert korrekt und zuverlässig bereitstellen kann.

Ein wesentliches Element zur Verbesserung der Leistung eines neuronalen Netzes ist das Verständnis des Fehlers zwischen dem erzeugten Wert und dem wahren Wert. Die Kostenfunktion quantifiziert den Fehler zwischen dem erzeugten und dem wahren Ausgabewert. Eine Kostenfunktion kann auf vielerlei Art und Weise erstellt werden; eine davon evaluiert den Effektivwert der Differenz zwischen dem wahren Wert und dem erzeugten Wert. Als nächstes analysiert der Optimizer den Fehler und verändert die Gewichtungen und Bias, um diesen Fehler zu minimieren. Sobald die Kostenfunktion eine Ausgabe mit minimalem Fehler (Linie mit besten Optionen) erzeugt, kann das Netz als trainiert betrachtet, in Bezug auf seine Leistung bei anderen Datensätzen trainiert und schließlich in echten Szenarien eingesetzt werden.

## Neuronale Netze in Fahrerassistenzsystemen (ADAS-Systemen)

Maschinelles Lernen und neuronale Netze werden für verschiedenen Fahraufgaben, wie Lokalisierung, Prädiktion des Objektverhaltens, Entscheidungsfindung, Wegplanung und Umgebungswahrnehmung eingesetzt. Die vorliegende Mitteilung konzentriert sich auf Probleme der Umgebungswahrnehmung und wie Objekte in der unmittelbaren Umgebung von tiefen neuronalen Netzen erkannt, klassifiziert und erfasst werden.

Die Sensorarchitektur einfacher Fahrerassistenzsysteme (FAS) besteht aus Radar und Kameras für Front- und Rundumsichtsysteme. Auf höheren Autonomie-Ebenen kommen wahrscheinlich noch LiDAR-Sensoren hinzu. Radar und LiDAR stützen sich bei der Objekterkennung und -klassifizierung auf maschinelles Lernen und neuronale Netze, indem das Netz mit Punktwolken trainiert wird.

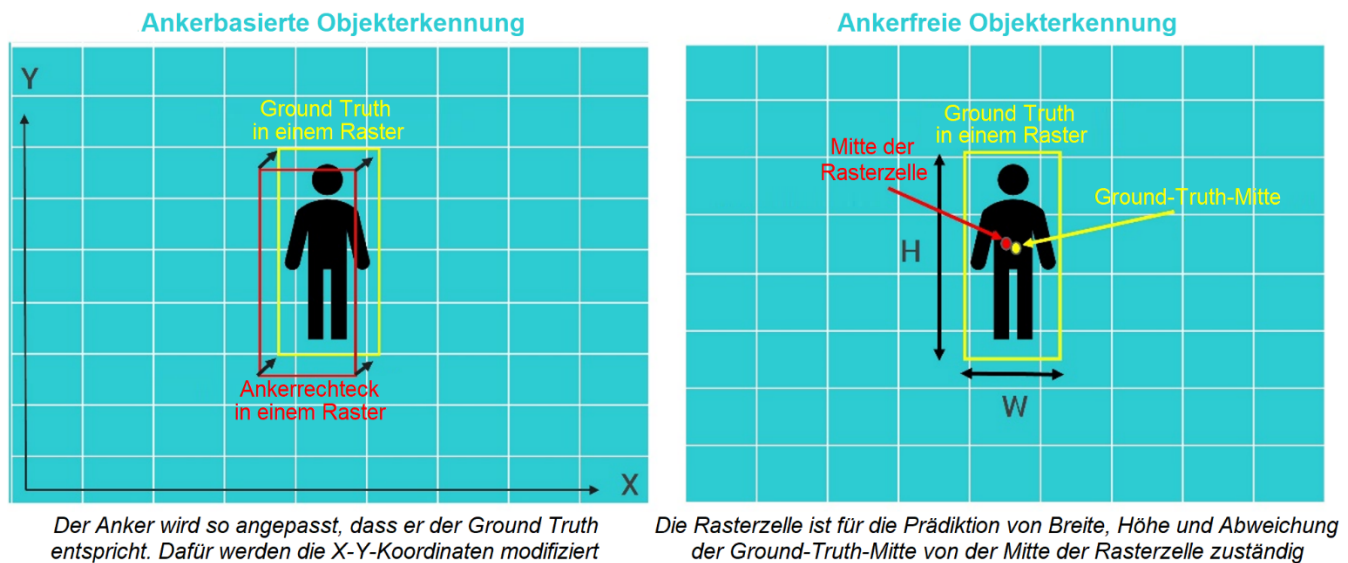


**Abbildung 4 – Wahrnehmungssystem in Aktion**

Die erste Phase der Wahrnehmung ist die Objekterkennung; zwei hierfür eingesetzte Methoden sind die ankerbasierte Objekterkennung und die ankerfreie Objekterkennung. Vordefinierte minimal umgebende Rechtecke als Vorschläge der Ground Truth werden als „Anker“ bezeichnet. In der ankerbasierten Objekterkennung werden Anker mit einer Label-Zuweisungsstrategie Klassenlabel zugewiesen. Bei einer naiven Label-Zuweisungsstrategie beispielweise wird dem Anker das Ground-Truth-Label zugewiesen, wenn der maximale Jaccard-Koeffizient des Ankers größer ist als 0,5.



Die ankerfreie Objekterkennung erzeugt ein minimal umgebendes 3D-Rechteck in Bezug auf einen festen Referenzpunkt im Bild, die Mitte der Ground Truth, die innerhalb einer Rasterzelle liegen muss. Die Rasterzelle ist daher für die Prädiktion von Breite, Höhe und Abweichung der Ground-Truth-Mitte von der Mitte der Rasterzelle zuständig. Die ankerfreie Objekterkennung ist allgemeiner anwendbar und lässt sich problemlos auf die Erkennung von Eckpunkten ausweiten. Damit ein ankerbasiertes Objekterkennungsmodell gut funktionieren kann, müssen im Training Ankerrechtecke mit geeigneter Form und Größe bereitgestellt werden, um eine gute Leistung zu erzielen.



**Abbildung 5 – Abweichung zwischen ankerbasierter und ankerfreier Objekterkennung**

Sobald ein Objekt erkannt worden ist, muss es klassifiziert werden, um festzustellen, wobei es sich bei dem Objekt handelt. Die Objekterkennung und -klassifizierung kann anhand eines Convolutional bzw. gefalteten neuronalen Netzes (CNN) erfolgen. Ein gefaltetes neuronales Netz ist eine Art neuronales Netz mit Anwendung in Computersicht-, Bilderkennungs- und Klassifizierungssystemen. CNNs führen Eingabedaten durch das neuronale Netz und werden dann die Zusammenhänge und Muster aus, mit denen eine Bilderkennung und -klassifizierung möglich ist.

## Kommerzielle Fusions- und Wahrnehmungslösung für FAS und autonomes Fahren

**LeddarVision**, die niedergradige Sensorfusions- und Wahrnehmungssoftware von LeddarTech, vereint künstliche Intelligenz, Computersichttechnologien und tiefe neuronale Netze mit Recheneffizienz, um die Leistung von Sensoren und Hardware für FAS und autonomes Fahren zu verbessern, welche für sichere und zuverlässige FAS und autonome Fahrzeuge unerlässlich sind.



LeddarTech ermöglicht es den Kunden, noch größere Leistungs- und Kostenvorteile zu erzielen, da die Plattform aufgrund ihrer Rohdatenfusionstechnologie im Gegensatz zu anderen Lösungen auf dem Markt skalierbar und sensorunabhängig ist. Der Kunde hat somit die Kontrolle über das Design, indem er die Kamera-, Radar- oder LiDAR-Suite bestimmt, die seine Anwendungs- und Leistungsanforderungen am besten erfüllt.

### LVF-E

**Hardware-Plattform**

- Sensorkonfiguration: 1V2R
- Kamera Vorne (Mitte): 1,2 Mpx 120° FoV
- Radar Vorne (Ecken): 2 x SRR
- SoC: TI TDA4L, 8 GB
- IMU, GPS, Radgeschwindigkeit: CAN

### LVF-H

**Hardware-Plattform**

- Sensorkonfiguration: 1V5R
- Kamera Vorne (Mitte): 3 Mpx 120° FoV
- Radar Vorne (Mitte): MRR
- Radar Vorne/Hinten (Ecken): 4 x SRR
- IMU, GPS, Radgeschwindigkeit: CAN

Im Dezember 2022 brachte LeddarTech zwei LeddarVision-Frontansicht-Produkte auf den Markt, und zwar [LeddarVision Front-View – Entry \(LVF-E\)](#) und [LeddarVision Front-View – High \(LVF-H\)](#), die den Einstieg in das Premium L2/L2+-FAS, Highway-FAS und die 5-Sterne-Sicherheitsbewertung für NCAP 2025/GSR 2022 ermöglichen. Die Produkte verwenden Premium-Stacks, die Sensorschnittstellen, Offline- und Online-Kalibrierung und -Diagnose, Sensorsynchronisation, Sensorfusion, Objekterkennung und -klassifizierung, erweitert um nicht klassifizierte Objekte und Ereignisse (z. B. Cut-in), kontinuierliche Verfolgung und Stabilisierung, Freiraumerkennung, Straßenmodell, umfassende Verkehrszeichenerkennung, Erkennung von Ampeln auf Autobahnen, Schnittstelle für Fahrzeug-Odometrie, Ego-Motion-Lokalisierung und globale Lokalisierung mit HD-Karten-Input handhaben. **Insbesondere beschleunigen LVF-E und LVF-H die Kommerzialisierung von FAS und autonomem Fahren und demokratisieren die Sicherheit für alle Verkehrsteilnehmer durch hohe Leistung und geringere Kosten.**

# LeddarTech®

KANADA – USA – ÖSTERREICH – FRANKREICH – DEUTSCHLAND – ITALIEN – ISRAEL – HONGKONG – CHINA

#### Hauptgeschäftssitz

4535, boulevard Wilfrid-Hamel, Suite 240  
 Québec (Québec) G1P 2J7, Kanada  
[leddartechn.com](http://leddartechn.com)

Tel.: + 1-418-653-9000  
 Gebührenfrei: 1-855-865-9900

© 2023 LeddarTech Inc. Alle Rechte vorbehalten. Die Leddar™-Technologie ist durch mindestens eines der folgenden US-Patent geschützt: 7855376B2, 7554652, 8319949B2, 8310655, 8242476, 8908159, 8767215B2 oder deren internationale Entsprechungen. Weitere Patente stehen aus. Die aktuellste Version dieser technischen Mitteilung finden Sie auf unserer Website. Leddar, LeddarTech, LeddarVision, LeddarSP, VAYADrive, VayaVision und die dazugehörigen Logos sind Marken oder eingetragene Marken von LeddarTech Inc. und dessen Tochterunternehmen.

Der Inhalt dieses Dokuments kann sich unangekündigt ändern.