

SYSTEME DER MEDIZINTECHNIK (ehemals Technische Informatik)

Institut für optionale Studien, Studium Liberale E3 Einführung in die Neuromathematik

Dozent: Dipl. Math. Wolfgang Hümbs (Sommersemester 2021)

Künstliche Neuronale Netze in Technik und Wirtschaft

Robert Hennings

Matrikel-Nr.:
6. FS BWL, B. Sc.

Abgabe: 26.07.2021

Inhaltsverzeichnis

Inha	altsverzeichnis	l
Anh	angsverzeichnis	ا
1.	Einleitung	1
2.	Grundlagen und Ausprägungen von neuronalen Netzen	1
3.	Anwendungsfelder von neuronalen Netzen	3
3.	.1. Einsatzmöglichkeiten in der Technik	3
3.	.2. Einsatzmöglichkeiten in der Wirtschaft	5
4.	Ausblick und Potentiale	6
5.	Anhang	7
6.	Literaturverzeichnis	10
An	hangsverzeichnis	
Anh	ang A1: Systematisierung des Themenbereichs der Künstlichen Intelligenz	7
Anh	ang A2: Aufbau natürlicher Neuronen sowie Reiztransfer zwischen zwei Neuronen	7
Anh	ang A3: Mathematische Modellierung der Interaktion von Neuronen mit einer einschichtigen Perzeptron	
Anh	ang A4: Gebräuchlichste Aktivierungsfunktionen der mathematischen Modellierung der neuronalen Reizweiterleitung	8
Anh	ang A5: Ist Umsätze und prognostizierte Umsätze im Bereich Künstliche Intelligenz von 2016 bis 2025 weltweit nach Regionen	9

1. Einleitung

"Wenn wir über Mathematik sprechen, sprechen wir möglicherweise über eine sekundäre, auf die im Zentralnervensystem verwendete Primärsprache aufbauende Sprache."¹ Bereits seit den 1950er Jahren übt die Nachbildung der Leistungen des Gehirns, wie die Überlegungen von von Neumann zeigen, einen großen Reiz auf Forschung und Wissenschaft aus.² Als einer der Pioniere gilt Alan Touring, der 1950 mit dem Entschlüsseln des Enigma Codes den praktischen Grundstein der Künstlichen Intelligenz (KI)-Forschung gelegt hat.³ Bis heute ist er durch seine Forschungen präsent, wie dem Touring-Test, welcher der Unterscheidung von menschlichem und maschinellem Denkvermögen dient.⁴ Aus den anfänglich aufgegriffenen Gedanken von von Neumann lässt sich ableiten, dass sich Vorgänge im Gehirn bedingt mathematisch modellieren lassen, aufgrund unserer Erkenntnisse zur Funktionsweise des Gehirns. Dieses wirft zwei grundsätzliche Fragen auf. Erstens, ob unseren mathematischen Erkenntnissen prinzipiell Grenzen gesetzt sind und zweitens, welche Probleme sich mit der mathematischen Repräsentation von Nervenzellstrukturen lösen lassen.⁵

Der Fokus dieser Arbeit richtet sich auf die Beantwortung der zweiten Frage, wobei mögliche Verwendungsszenarien von künstlichen neuronalen Netzen (KNN) in den Bereichen Technik und Wirtschaft aufgezeigt werden. In Kapitel zwei werden die grundlegende Funktionalität und die gebräuchlichsten Ausprägungen von neuronalen Strukturen kurz erläutert, woraufhin in Kapitel drei auf die Anwendungsfelder eingegangen wird. Abschließend wird in Kapitel vier ein Ausblick mit möglichen zukünftigen Potentialen und weiteren möglichen impulsgebenden Gebieten der Neurowissenschaften und eng verwandter Fachgebiete gegeben.

2. Grundlagen und Ausprägungen von neuronalen Netzen

Um die Teildisziplin der KNN besser abgrenzen zu können, wird im Folgenden zunächst eine Einordnung in das Feld der künstlichen Intelligenz (KI) vorgenommen, sowie eine Beschreibung der grundlegenden Funktionsweise.

KNN sind ein Teilgebiet des maschinellen Lernens (ML), welches wiederum ein Teilgebiet der KI darstellt (s. Abb. A1). Das originäre Konzept der KNN stellt das bis heute bekannte Wissen über die Funktionalität des Lernens und der Reizweitergabe

¹ Vgl. Oxtoby, J. C./Pettis, B. J./Price, G. B. (1966), S. 128.

² Vgl. Haenlein, M./Kaplan, A. (2019), S. 5.

³ Vgl. Hodges, A. (2014), S. 1.

⁴ Vgl. Turing, A. M. (2009), S. 1.

⁵ Vgl. Bentz, H.-J./Dierks, A. (2013), S. 14.

im Gehirn lebender Organismen dar.⁶ Die Grundbausteine eines menschlichen Nervensystems im Gehirn bilden rund 10 Milliarden Nervenzellen, die sogenannten Neuronen. Eine vereinfachte Darstellung ist in Abbildung A2a gezeigt, sowie auch der Vorgang des Reiztransfers in Abb. 2b. Im Wesentlichen besteht ein Neuron aus drei Bestandteilen: dem Zellkörper, den Dendriten und dem Axon. Die Dendriten erhalten Reize von umliegenden Neuronen und leiten diese zum Zellkörper, der diese dann weiter über das Axon wiederum an andere Neuronen weiterleitet. Die Stelle, an der das Axon mit einem Dendriten einer anderen Nervenzelle kontaktiert, wird Synapse genannt. Diese Übergangsstellen sind zentrale Bestandteile des neuronalen Netzes, wie sich in der später folgenden mathematischen Modellierung zeigt. Am Endknöpfchen werden die in Form von elektrischen Potentialen eintreffenden Reize in chemische Neurotransmitter gewandelt. Ankommende Signale werden aufsummiert und an den Zellkern weitertransportiert. Wird dort ein gewisser Schwellwert erreicht, so wird das Neuron selbst aktiv und leitet den Reiz weiter. Die Synapse ist durch die Gewichtung der Eingangsinformation somit in der Lage Informationen zu bewerten.⁷ Es kann eine erregende (excitatorische) oder hemmende (inhibitorische) Reaktion des Neurons erfolgen.⁸ Der Lernprozess kann somit als sich dynamisch verändernde Bewertungsfunktion beschrieben werden. Die konzeptuelle mathematische Modellierung dieses beschriebenen Prozesses ist in Abbildung A3 veranschaulicht. Neben der einzelnen Gewichtung w_i , der eintreffenden Signale x_i , spielt die Aktivierungsbzw. Transferfunktion eine entscheidende Rolle. Die häufigsten Transferfunktionen sind in der Abb. A4 gezeigt. Als einfaches Beispiel sei folgende Inputtransformation mit den Parametern y als binärem Output, w_i als Gewichtung, x_i als Reizstärke und dem Schwellwert (auch Bias) b gegeben:

$$y = \begin{cases} 1, wenn & \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \ge b, \\ 0, wenn & \sum_{i=1}^{n} w_i x_i < b \end{cases}$$

wobei der Zustand 1 "an" bzw. 0 "aus" bedeutet. In einem Klassifikationsproblem lassen sich auf diese Art bereits zwei Klassen an Objekten unterscheiden.⁹ Durch Optimierung der Gewichte und des Schwellwertes lernt ein KNN, unter Hinzufügen von zusätzlichen Neuronenschichten, selbst nichtlineare, hochdimensionale

⁶ Vgl. Basheer, I. A./Hajmeer, M. (2000), S. 3.

⁷ Vgl. Acig, B. (2001), S. 5.

⁸ Vgl. Basheer, I. A./Hajmeer, M. (2000), S. 5.

⁹ Vgl. Basheer, I. A./Hajmeer, M. (2000), S. 6.

Probleme zu lösen.¹⁰ Im Verbund vieler Neuronen entsteht so ein mehrschichtiges KNN, welches Signale vorwärts und rückwärts weiterleitet und/oder auch an bestimmten Stellen hemmt.

3. Anwendungsfelder von neuronalen Netzen

Die Einsatzmöglichkeiten und Verbreitung der KNN sind stark mit Innovationen der Computertechnologie verknüpft. Erst die zunehmende Rechenleistung, die Kostensenkungen von Speicherkapazitäten und die Verfügbarkeit von großen Datenmengen ermöglichen eine fortschreitende Kommerzialisierung dieser Technik, die sowohl reine Softwareprogramme als auch spezielle Hardware umfasst. 11 Viele der neuen Dynamiken wurden unter dem Begriff "Big Data" (s. Abb. A1) zusammengefasst, der jedoch vom Bereich der KI zu differenzieren ist. "Dabei ermöglichen neue Prozessoren, von denen heute schon einige hundert in sogenannten Parallelcomputern kooperieren, eine Umsetzung von Ideen, die teilweise schon seit Jahren in den Schubladen der Wissenschaftlern lagen, aber nicht umgesetzt werden konnten, da die entsprechende Performance fehlte."12 Der große Vorteil von KNN besteht in der hochvariablen und gleichzeitig robusten Informationsverarbeitungskapazität. 13 Bezeichnend sind Charakteristika wie, Parallelismus, Lernfähigkeit, Generalisierung, Adaption, Robustheit, Fehlertoleranz und geringer Energieverbrauch. 14 Daher bieten sich zahlreiche Anwendungsszenarien¹⁵, die aus den Kategorien Mustererkennung, Optimierung, Vorhersage, multivariater Datenanalyse, Clustering und assoziativer Speicherung zuzuordnen sind. 16

Auf die derzeit gebräuchlichsten Anwendungen wird im Folgenden eingegangen.

3.1. Einsatzmöglichkeiten in der Technik

Ein großer Anwendungsbereich von KNN findet sich in der Automobilbranche.¹⁷ Ausschlaggebend für den Einsatz sind zum einen die großen Datenmengen, die von verschiedenen Sensoren gleichzeitig in Echtzeit aufgenommen werden und zum anderen der Bedarf einer schnellstmöglichen Zusammenführung, sowie

¹⁰ Vgl. Hecht-Nielsen, R. (1988), S. 37.

¹¹ Vgl. Acig, B. (2001), S. 20, Vgl. Rojas, R. (2013), S. 399, Vgl. Bojarski, M., et al. (2016), S. 1.

¹² Vgl. Füser, K. (2013), S. 4.

¹³ Vgl. Basheer, İ. A./Hajmeer, M. (2000), S. 3.

¹⁴ Vgl. Jain, A. K./Mao, J./Mohiuddin, K. M. (1996), S. 31, Vgl. Huang, J./Chai, J./Cho, S. (2020), S. 1.

¹⁵ Vgl. Wang, X., et al. (2019), S. 5.

¹⁶ Vgl. Jain, A. K./Mao, J./Mohiuddin, K. M. (1996), S. 31, Vgl. Basheer, I. A./Hajmeer, M. (2000), S. 4.

¹⁷ Vgl. Dreossi, T., et al. (2017), S. 1.

Datenverarbeitung. 18 Dabei kann die Ausprägung des zu steuernden Objektes von Kraftfahrzeugen, über Roboter bis hin zu Wassergefährten wie U-Booten für Forschungszwecke reichen. 19 Grundlegende Konzepte, wie die des autonomen Fahrens oder der Einsatz eines automatischen Bremsassistenzprogramms, basieren vor allem auf der optischen Erkennung von Objekten.²⁰ Größe, Abmessungen sowie Entfernung werden vom am Auto befestigten Kameras erfasst, die auch der Verkehrsüberwachung dienen.²¹ Nach der Erfassung müssen die verschiedenen Silhouetten und Umrisse richtig erkannt werden, was sich als mathematisches Kategorisierungsproblem modellieren lässt.²² Das KNN wird, um richtige Kategorisierungen vornehmen zu können, zunächst in der Trainingsphase mit Bildern konfrontiert, die die Zielvariable, den Output y, bereits enthalten.²³ In den Bildern sind "Labels" enthalten, die der Fahrzeugkategorie der Aufnahme entspricht. Durch diese Methode des "Supervised Machine Learnings²⁴ werden die Gewichtsmatrizen im Abgleich mit den richtigen Ergebnissen iterativ optimiert. Das so angelernte KNN wird in der weiteren Testphase mit neuen unbekannten Bildern konfrontiert und soll, entsprechend den optimierten Strukturen, die Kategorisierung vornehmen. Verschiedene Abweichungsmaße repräsentieren die Güte des Verfahrens.²⁵ KNN werden ebenfalls in der Luftfahrt eingesetzt, um im Autopilotmodus verschiedene Parameter und Systeme zu überwachen, sowie als Unterstützung bei Landemanövern unter schwierigen Bedingungen.²⁶

Ein weiterer großer Anwendungsbereich der KNN ist die selbstständige Mustererkennung in der Bio-Medizin, beispielsweise für die Erkennung von Biomarkern.

KNN können hier vor allem zweigleisig eingesetzt werden, im Rahmen des "Supervised", als auch des "Unsupervised Machine Learnings", wobei bei letzterem selbstständig Zusammenhänge in der Trainingsphase erkannt werden müssen. Ein Abgleich mit den tatsächlichen Werten in der Testphase entfällt demnach.²⁷

Eingesetzt werden KNN, um Biomarker zu erkennen, die unter anderem verschiedene Gesundheitszustände wie auch Krankheiten schon im Frühstadium

¹⁸ Vgl. Bojarski, M., et al. (2016), S. 2.

¹⁹ Vgl. Kumar, K./Thakur, G. S. M. (2012), S. 62, Vgl. Knutsen, T./Ostrowski, J./McIsaac, K. (2004), S. 124.

²⁰ Vgl. Bojarski, M., et al. (2016), S. 2.

²¹ Vgl. Bojarski, M., et al. (2016), S. 2.

²² Vgl. Wang, X., et al. (2019), S. 7f.

²³ Vgl. Wang, X., et al. (2019), S. 12.

²⁴ Vgl. Vocaturo, E./Veltri, P. (2017), S. 499.

²⁵ Vgl. Wang, X., et al. (2019), S. 12.

²⁶ Vgl. Xu, K./Zhang, G. (2011), S. 2363.

²⁷ Val. Vocaturo, E./Veltri, P. (2017), S. 499.

repräsentieren können.²⁸. Auch zur Nachverfolgung von Abstammungen und um die Evolution eindeutiger zu entschlüsseln, bietet die Gensequenzierung heutzutage vielversprechende Potentiale durch KNN.²⁹

3.2. Einsatzmöglichkeiten in der Wirtschaft

Bereits aus den technischen Anwendungsmethoden bekannte Grundprobleme, wie die Kategorisierung und/oder die selbstständige Mustererkennung, finden sich in dem Bereich der Wirtschaft wieder.

Aufgrund der enormen Datenmengen und der Nichtlinearität komplexer Interaktionen beschäftigt sich ein großer Teil der Wissenschaft mit der Anwendung der KNN auf den Finanzmarkt.³⁰ Die Szenarien umfassen Vermögensverwaltung mit Robo-Advisorn, Präzisionsmarketing und Produktempfehlungen über Risikomanagement, mit Risikobewertung, Betrugserkennung und Insolvenzprognosen bis hin zu smarten Authentifizierungsmechanismen.³¹

Auf einer übergeordneten Ebene, mit Blick auf ein klassisches Unternehmen der Produktion und/oder des Handels, zeigen sich weitere generellere Verwendungsmöglichkeiten. Ein besonderer Fokus des E-Commerce (Onlinehandels) ist das zielgerichtete, personenindividuelle Marketing.³² Spezielle Software wird eingesetzt, um die "richtigen" Produkte auf Websiten anzuzeigen und ein dynamisches Pricing zu ermöglichen. Somit erfolgt ein für den jeweiligen Kunden individuell abgestimmtes dynamisches Einbinden von Bildschirminhalten, um den Fokus der einzelnen Käufer aktiv zu lenken.³³

KNN werden ebenfalls für eine Vielzahl von Prognoseszenarien, wie bereits am Finanzmarkt beobachtet, eingesetzt. Im Rahmen der Materialbedarfsprognose werden Zeitreihen durch Verschachtelung mehrerer Netzwerkstrukturen vorausberechnet.³⁴ Auch Kategorisierungsmethoden finden im Bereich der Markt- bzw. Kundengruppensegmentierung (Clustering) ihre Anwendung. Ziel ist es aus einem Datensatz mit verschiedenen Spalten als Attributen, die zum Beispiel das Kaufverhalten oder die Kaufaktivitäten beschreiben, möglichst homogene Einzelsegmente

²⁸ Vgl. Mamoshina, P., et al. (2016), S. 1447.

²⁹ Vgl. Mamoshina, P., et al. (2016), S. 1447f.

³⁰ Vgl. Heaton, J./Polson, N. G./Witte, J. H. (2016), S. 1, Vgl. Dixon, M. F./Halperin, I. (2019), S. 1, Vgl. Zarkova, S. (2021), S. 1.

³¹ Vgl. Zheng, X.-l., et al. (2019), S. 915-918.

³² Vgl. Haenlein, M./Kaplan, A. (2019), S. 10.

³³ Vgl. Kumar, V., et al. (2019), S. 136.

³⁴ Vgl. Lackes, R./Mack, D. (2000), S. 210-230.

herauszutrennen. Somit können dann passgenaue Marketing-Maßnahmen angewendet werden.³⁵

4. Ausblick und Potentiale

Auch wenn sich speziell für den Teilbereich der KI, der KNN, unendliche Anwendungsmöglichkeiten ergeben, so sind diese Techniken noch weit von der generellen KI entfernt.³⁶ In diesem Zustand wären künstliche Systeme in ihrem Verhalten und ihrer Kognition nicht mehr von einem Menschen auseinander zu halten.³⁷ Dennoch wird der Einsatz durch große Effekte in dem alltäglichen Leben der Menschen bereits heute zunehmend zur ethischen Frage, da die KI nur so objektiv sein kann, wie die Inputdaten durch die sie trainiert wurde.³⁸ Verzerrungen aufgrund von ungefilterten Daten der Realwelt zeigen sich zum Beispiel in der Sensorik, die Benutzung im autonomen Fahren findet. Hellere Hauttöne werden besser erkannt als dunklere.³⁹ Auch bei der Entscheidungsunterstützung im Rahmen von Gerichtsverfahren sind rassistisch verzerrte Tendenzen von den dort zur Hilfe herangezogenen KNN zu beobachten. Diese basieren auf bereits verzerrten Inputdaten, d. h. auf historisch getroffenen Gerichtsurteilen. 40 Eine genaue Rückverfolgung der Entscheidungsfindung ist in einem KNN mit zunehmender Schicht- und Knotenpunktanzahl nicht mehr möglich. Daher werden sich zukünftige Fragen zur rechtlichen, ethischen und philosophischen Akzeptanz in der Gesellschaft stellen. In Anbetracht des bereits heutigen und zukünftig noch viel größeren Einflusses auf die Wirtschaft wird ein öffentlicher Diskurs unausweichlich (s. Abb. A5). Daher müssen zukünftig verstärkt softwareseitige Möglichkeiten entwickelt werden, um die Erklärbarkeit der getroffenen Entscheidungen durch KNN und ähnlichen Systemen zu erhöhen.

Wie anfänglich herausgestellt, lassen sich grundlegende Prinzipien, auf der die mathematische Modellierung der "Black-Box"⁴¹ basiert, analytisch nachvollziehen.⁴² Entgegen der Ansicht von Clarke: "Any sufficiently advanced technology is indistinguishable from magic" lassen sich mathematische Modellierungen wie KNN durchaus von Magie unterscheiden.⁴³

³⁵ Vgl. Lackes, R./Mack, D. (2000), S. 230-253.

³⁶ Vgl. Haenlein, M./Kaplan, A. (2019), S. 6.

³⁷ Vgl. Haenlein, M./Kaplan, A. (2019), S. 6.

³⁸ Vgl. Haenlein, M./Kaplan, A. (2019), S. 11.

³⁹ Vgl. Wilson, B./Hoffman, J./Morgenstern, J. (2019), S. 9.

⁴⁰ Vgl. Angwin, J., et al. (2016), S. 2.

⁴¹ Vgl. Angelov, P./Soares, E. (2020), S. 1.

⁴² Vgl. Oh, S. J./Schiele, B./Fritz, M. (2019), S. 5.

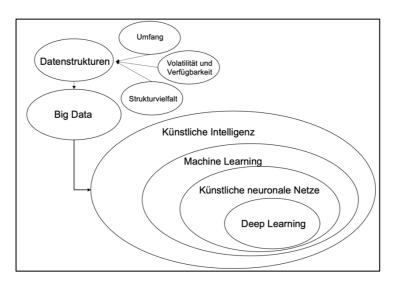
⁴³ Vgl. Clarke, A. C. (2013), S. 36.

5. Anhang

Anhang A1: Systematisierung des Themenbereichs der Künstlichen Intelligenz.

Eigene Abbildung in Anlehnung an:

Klaeger, Tilman (2017): Grundlagen des maschinellen Lernens. S. 2.



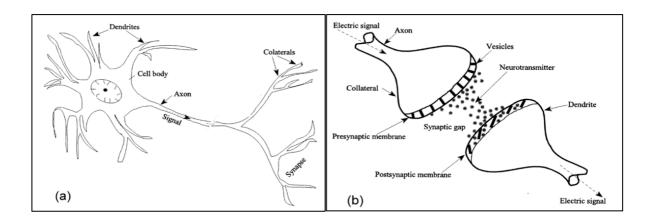
Anhang A2: Aufbau natürlicher Neuronen sowie Reiztransfer zwischen zwei Neuronen.

Entnommen aus:

Basheer, Imad A/Hajmeer, Maha (2000): Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application, in:

Journal of microbiological methods, 43.

Jg., Nr. 1, S. 4.



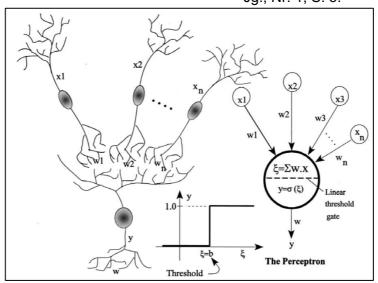
Anhang A3: Mathematische Modellierung der Interaktion von Neuronen mit einem einschichtigen Perzeptron.

Entnommen aus:

Basheer, Imad A/Hajmeer, Maha (2000): Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application, in:

Journal of microbiological methods, 43.

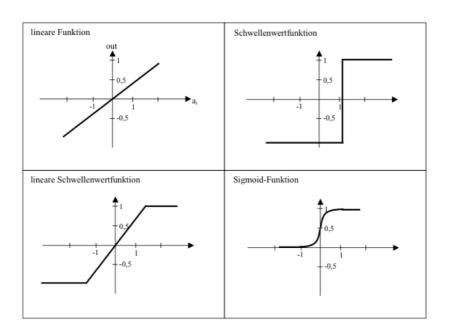
Jg., Nr. 1, S. 5.



Anhang A4: Gebräuchlichste Aktivierungsfunktionen der mathematischen Modellierung der neuronalen Reizweiterleitung.

Entnommen aus:

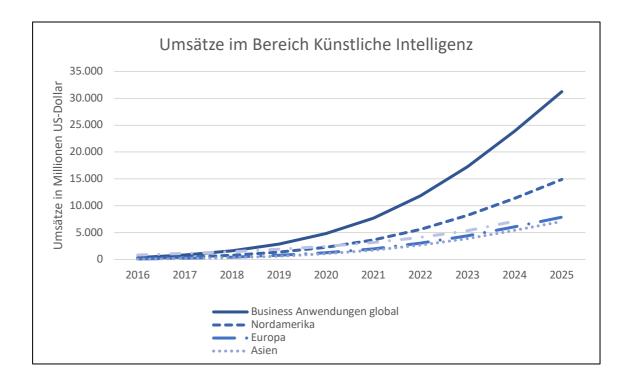
Acig, Bülent (2001): Anwendung neuronaler Netze in der Finanzwirtschaft, S. 8.



Anhang A5: Ist Umsätze und prognostizierte Umsätze im Bereich Künstliche Intelligenz von 2016 bis 2025 weltweit nach Regionen.

Eigene Abbildung in Anlehnung an:

Tractica (September 2016): Artificial Intelligence for Enterprise Applications.



6. Literaturverzeichnis

- Acig, Bülent (2001): Anwendung neuronaler Netze in der Finanzwirtschaft, in: Hölscher: Studien zum Finanz-, Bank- und Versicherungswesen. Technische Universität Kaiserslautern, 6. Jg.
- Angelov, Plamen/Soares, Eduardo (2020): Towards explainable deep neural networks (xDNN), in: Neural Networks, 130. Jg., S. 185-194.
- Angwin, Julia/Larson, Jeff/Mattu, Surya/Kirchner, Lauren. (2016). Machine bias. ProPublica, May 23, 2016. In.
- **Basheer, Imad A/Hajmeer, Maha (2000):** Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application, in: Journal of microbiological methods, 43. Jg., Nr. 1, S. 3-31.
- Bentz, Hans-Joachim/Dierks, Andreas (2013): Neuromathematik und Assoziativmaschinen, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Bojarski, Mariusz/Del Testa, Davide/Dworakowski, Daniel/Firner, Bernhard/Flepp, Beat/Goyal, Prasoon/Jackel, Lawrence D/Monfort, Mathew/Muller, Urs/Zhang, Jiakai (2016): End to end learning for self-driving cars, in: arXiv preprint arXiv:1604.07316.
- Clarke, Arthur C (2013): Profiles of the Future, Hachette UK.
- **Dixon, Matthew Francis/Halperin, Igor (2019):** The four horsemen of machine learning in finance, in: Available at SSRN 3453564.
- Dreossi, Tommaso/Ghosh, Shromona/Sangiovanni-Vincentelli, Alberto/Seshia, Sanjit A (2017): Systematic testing of convolutional neural networks for autonomous driving, in: arXiv preprint arXiv:1708.03309.
- **Füser, Karsten (2013)**: Neuronale Netze in der Finanzwirtschaft: Innovative Konzepte und Einsatzmöglichkeiten, Gabler-Verlag Wiesbaden.
- **Haenlein, Michael/Kaplan, Andreas (2019):** A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence, in: California management review, 61. Jg., Nr. 4, S. 5-14.
- Heaton, JB/Polson, Nicholas G/Witte, Jan Hendrik (2016): Deep learning in finance, in: arXiv preprint arXiv:1602.06561.
- **Hecht-Nielsen, Robert (1988):** Neurocomputing: picking the human brain, in: IEEE spectrum, 25. Jg., Nr. 3, S. 36-41.
- Hodges, Andrew (2014): Alan Turing: the Enigma, Princeton University Press.
- Huang, Jian/Chai, Junyi/Cho, Stella (2020): Deep learning in finance and banking: A literature review and classification, in: Frontiers of Business Research in China, 14. Jg., S. 1-24.
- Jain, Anil K/Mao, Jianchang/Mohiuddin, K Moidin (1996): Artificial neural networks: A tutorial, in: Computer, 29. Jg., Nr. 3, S. 31-44.
- Knutsen, Tamara/Ostrowski, Jim/McIsaac, Kenneth (2004): Designing an underwater eel-like robot and developing anguilliform locomotion control, in: Harvard University, S. 119-142.
- Kumar, Koushal/Thakur, Gour Sundar Mitra (2012): Advanced applications of neural networks and artificial intelligence: A review, in: International journal of information technology and computer science, 4. Jg., Nr. 6, S. 57.
- Kumar, V/Rajan, Bharath/Venkatesan, Rajkumar/Lecinski, Jim (2019):
 Understanding the role of artificial intelligence in personalized engagement marketing, in: California management review, 61. Jg., Nr. 4, S. 135-155.
- Lackes, Richard/Mack, Dagmar (2000): Neuronale Netze in der Unternehmensplanung, München.
- Mamoshina, Polina/Vieira, Armando/Putin, Evgeny/Zhavoronkov, Alex (2016):
 Applications of deep learning in biomedicine, in: Molecular pharmaceutics, 13.
 Jg., Nr. 5, S. 1445-1454.

- Oh, Seong Joon/Schiele, Bernt/Fritz, Mario (2019): Towards reverse-engineering black-box neural networks, Explainable Al: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning, S. 121-144.
- Oxtoby, John C/Pettis, Billy James/Price, Griffith Baley (1966): John Von Neumann, 1903-1957, Bd. 64.
- **Rojas**, **Raul (2013)**: Theorie der neuronalen Netze: eine systematische Einführung, Springer-Verlag.
- **Turing, Alan M (2009)**: Computing machinery and intelligence, Parsing the turing test, S. 23-65.
- **Vocaturo, Eugenio/Veltri, Pierangelo (2017):** On the use of Networks in Biomedicine, in: Procedia Computer Science, 110. Jg., S. 498-503.
- Wang, Xinchen/Zhang, Weiwei/Wu, Xuncheng/Xiao, Lingyun/Qian, Yubin/Fang, Zhi (2019): Real-time vehicle type classification with deep convolutional neural networks, in: Journal of Real-Time Image Processing, 16. Jg., Nr. 1, S. 5-14.
- Wilson, Benjamin/Hoffman, Judy/Morgenstern, Jamie (2019): Predictive inequity in object detection, in: arXiv preprint arXiv:1902.11097.
- Xu, Kaijun/Zhang, Guangming. (2011). Dynamic neuro-fuzzy control design for civil aviation aircraft in intelligent landing system. Paper presented at the 2011 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation.
- **Zarkova**, **Silvia** (2021): Opportunities for application of the intelligent systems in the financial area, in: Conference Paper, S. 204-206.
- Zheng, Xiao-lin/Zhu, Meng-ying/Li, Qi-bing/Chen, Chao-chao/Tan, Yan-chao (2019): FinBrain: when finance meets Al 2.0, in: Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 20. Jg., Nr. 7, S. 914-924.