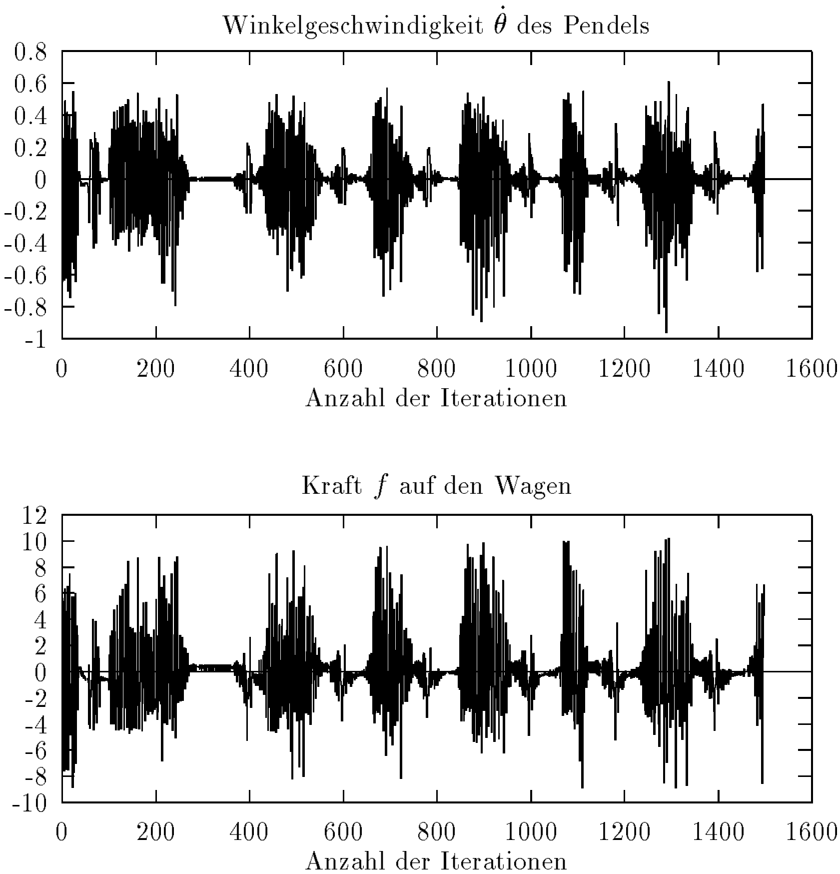


Abbildung 51: Geschwindigkeit des Pendels und angewendete Kraft

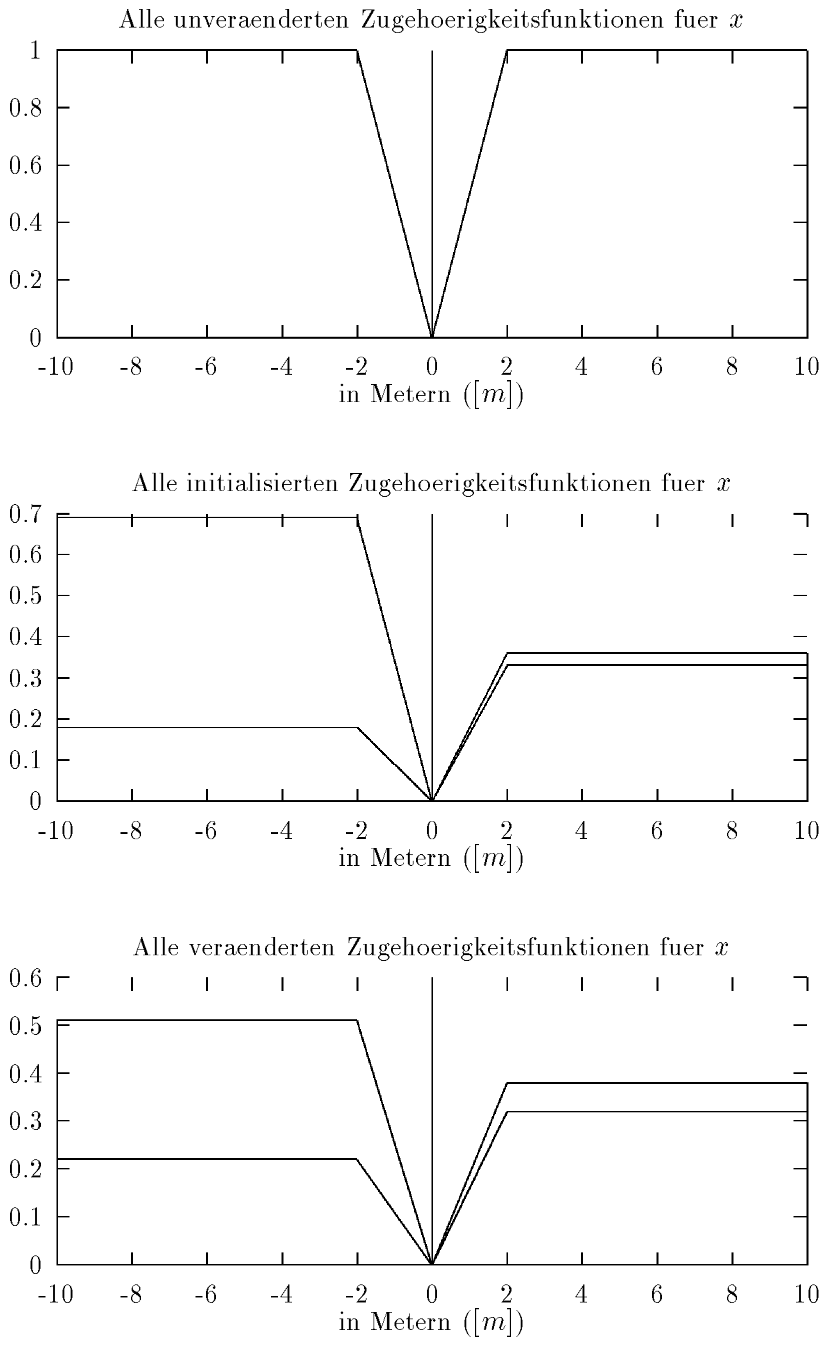


Abbildung 52: Zugehörigkeitsfunktionen der Position mit 2 linguistischen Werten aber verschiedenen Interpretationen

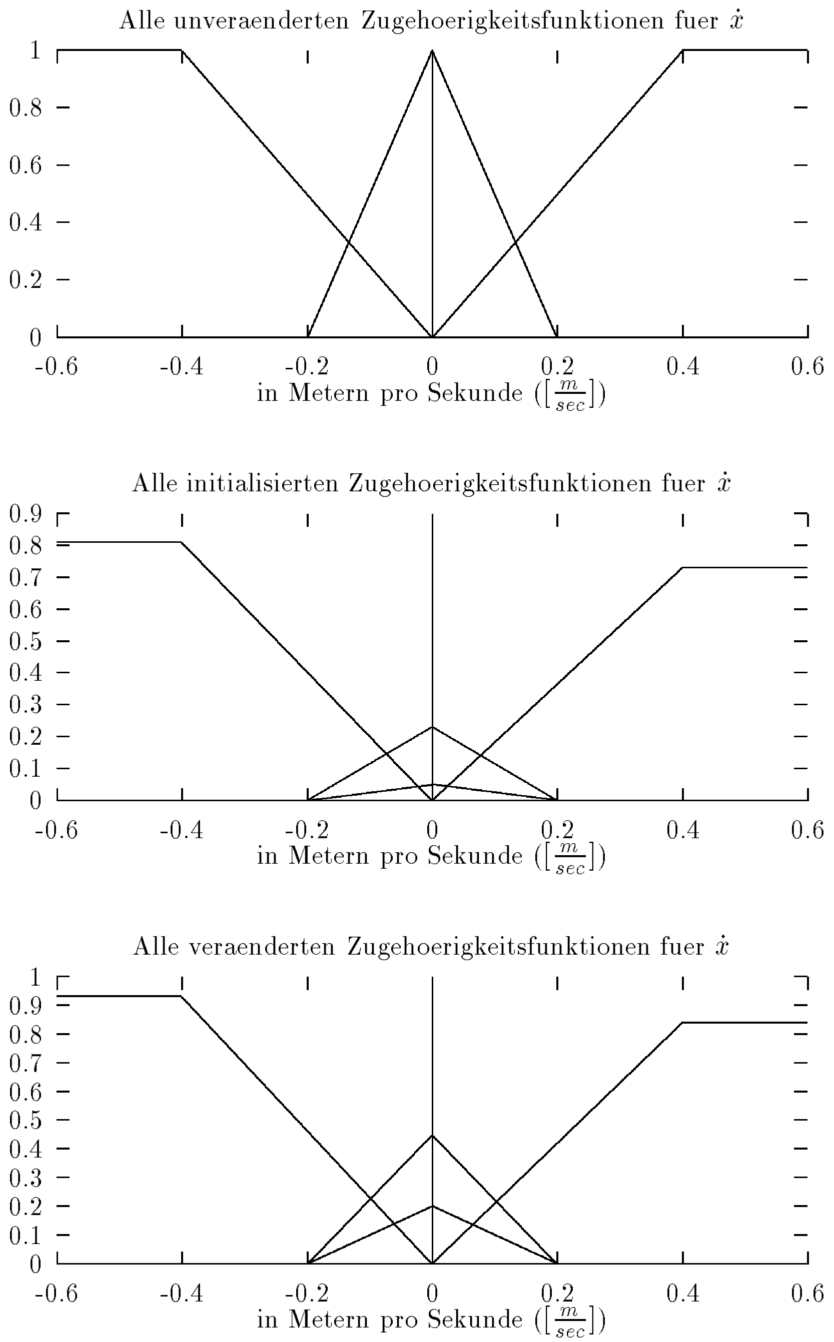


Abbildung 53: Zugehörigkeitsfunktionen der Geschwindigkeit mit 3 linguistischen Werten aber verschiedenen Interpretationen

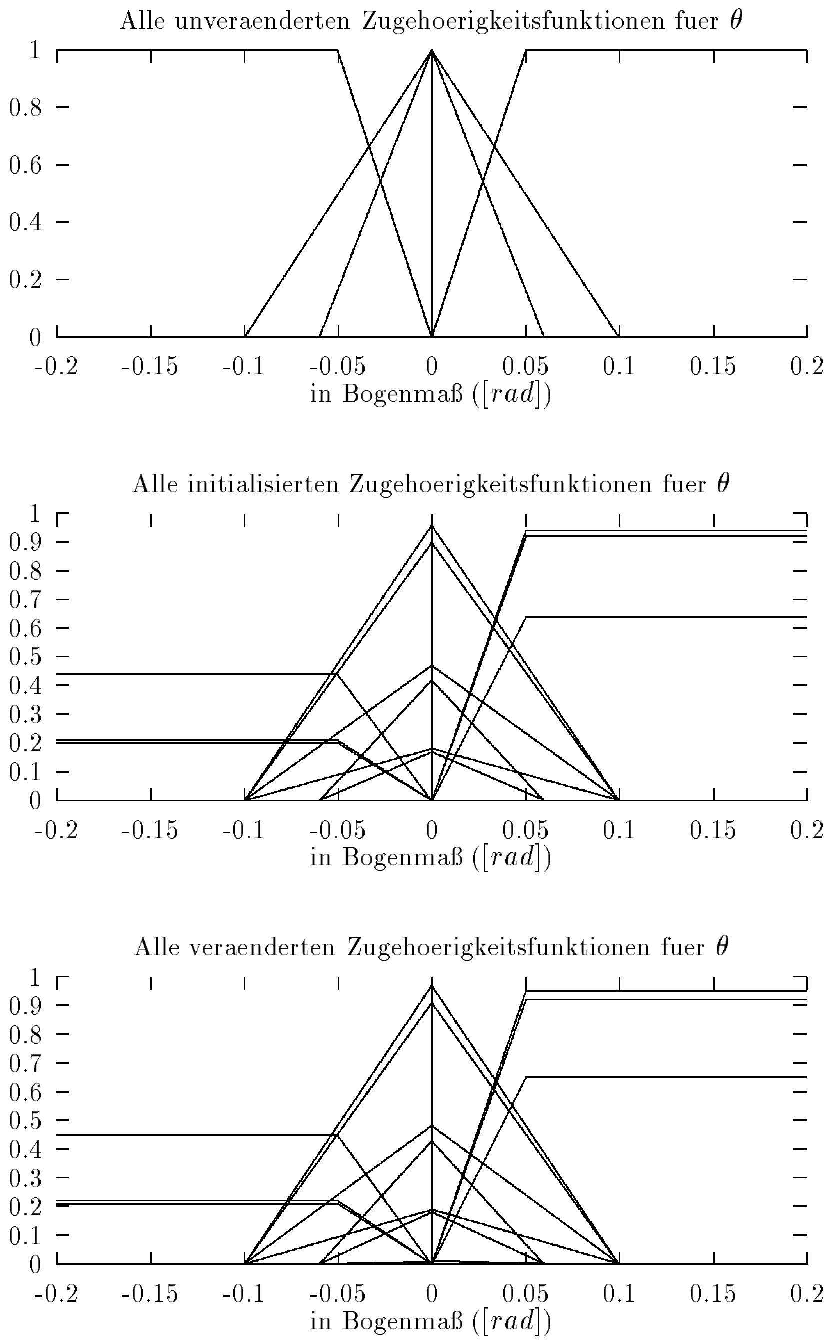


Abbildung 54: Zugehörigkeitsfunktionen der Winkelstellung mit 4 linguistischen Werten aber verschiedenen Interpretationen

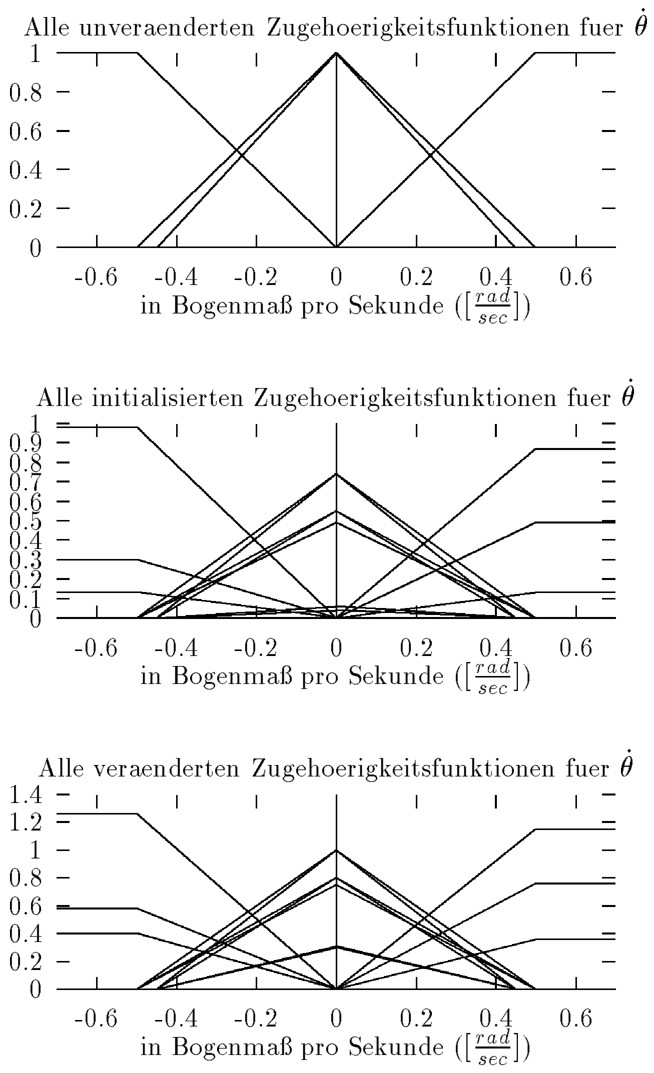


Abbildung 55: Zugehörigkeitsfunktionen der Winkelgeschwindigkeit mit 4 linguistischen Werten aber verschiedenen Interpretationen

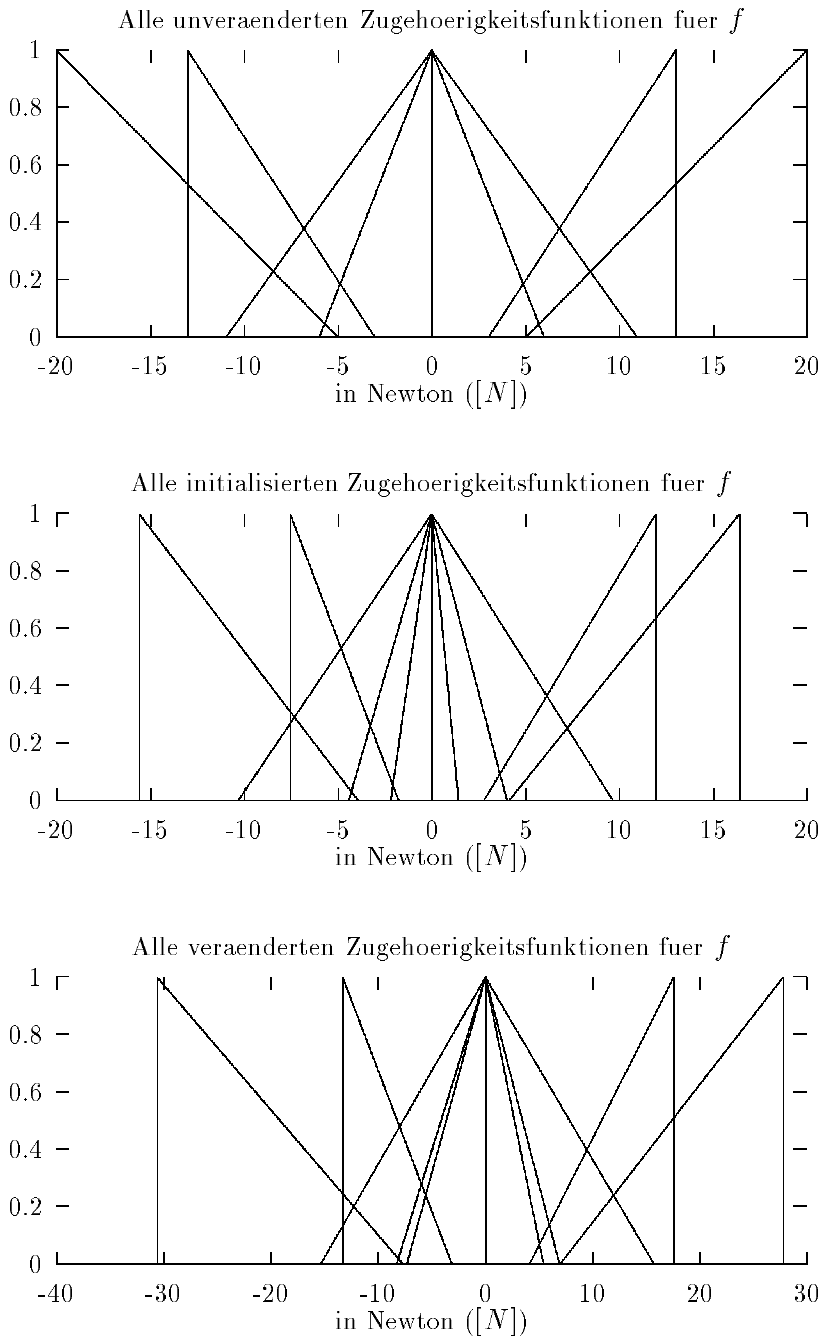


Abbildung 56: Zugehörigkeitsfunktionen der angewendeten Kraft mit 8 linguistischen Werten und einer zweideutigen Interpretation

7.4.3 Versuch 3

Es wurden veränderte Zugehörigkeitsfunktionen für die Kraft verwendet (s. Abbildung 59). Die Begriffe *unveraendert, initialisiert* und *veraendert* haben die gleiche Bedeutung wie in Versuch 1, Kapitel 7.4.1. Die modifizierten Zugehörigkeitsfunktionen stammen aus einem Beispiel in [Ber92]. Berenji verwendet dabei die Begriffe *slope damage* und *shift damage*. Damit sind Veränderungen der Steigung und gleichzeitiger Verschiebungen von Zugehörigkeitsfunktionen gemeint. Für diesen Versuch wurden *slope damage*-Werte von $(2, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 1)$ vorgesehen. Das bedeutet, daß die Steigung der Zugehörigkeitsfunktionen zu NL, NM, NS und NVS jeweils um den Faktor 2 größer werden. Die Funktionen zu PVS, PS , PM und PL bleiben unverändert. Es sind keine zusätzlichen *shift damage*-Werte vorgesehen.

Die verwendeten Zugehörigkeitsfunktioenen (Abbildung 59) sind, im Gegensatz zu den Erwartungen, nach Ende des Tests nicht entscheidend verändert, sondern lediglich auseinandergeschoben worden.

In den Darstellungen der Zustandswerte sind im Vergleich zu Versuch 1, Kapitel 7.4.1 keine Unterschiede festzustellen.

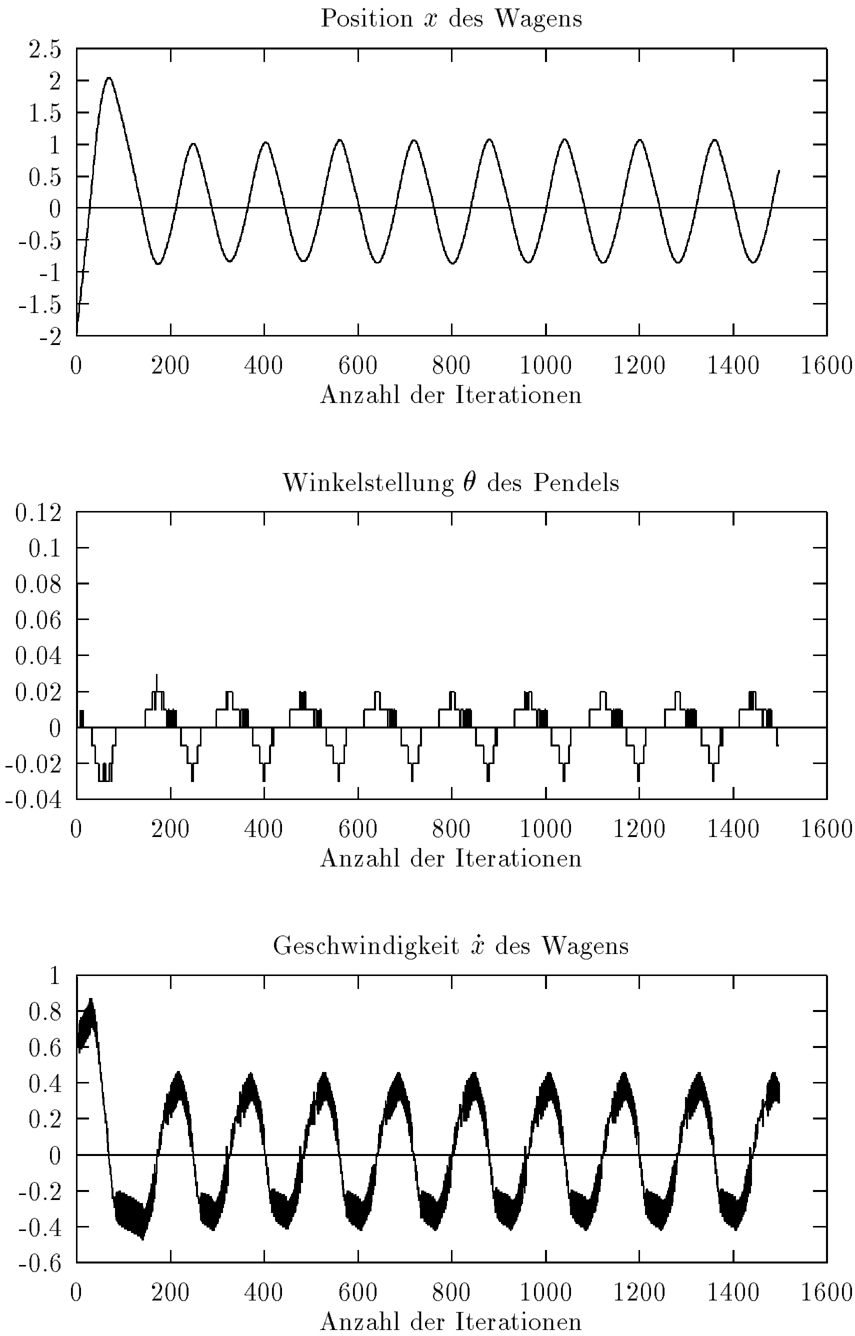


Abbildung 57: Position und Winkelstellung des Pendels, Geschwindigkeit des Wagens

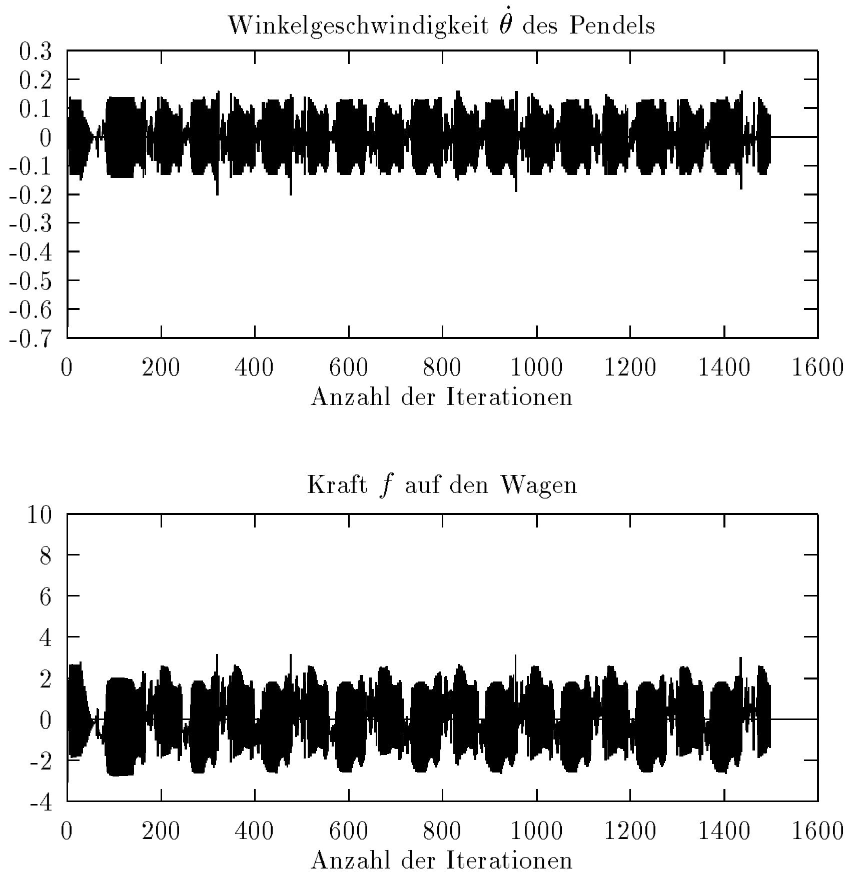


Abbildung 58: Geschwindigkeit des Pendels und angewendete Kraft

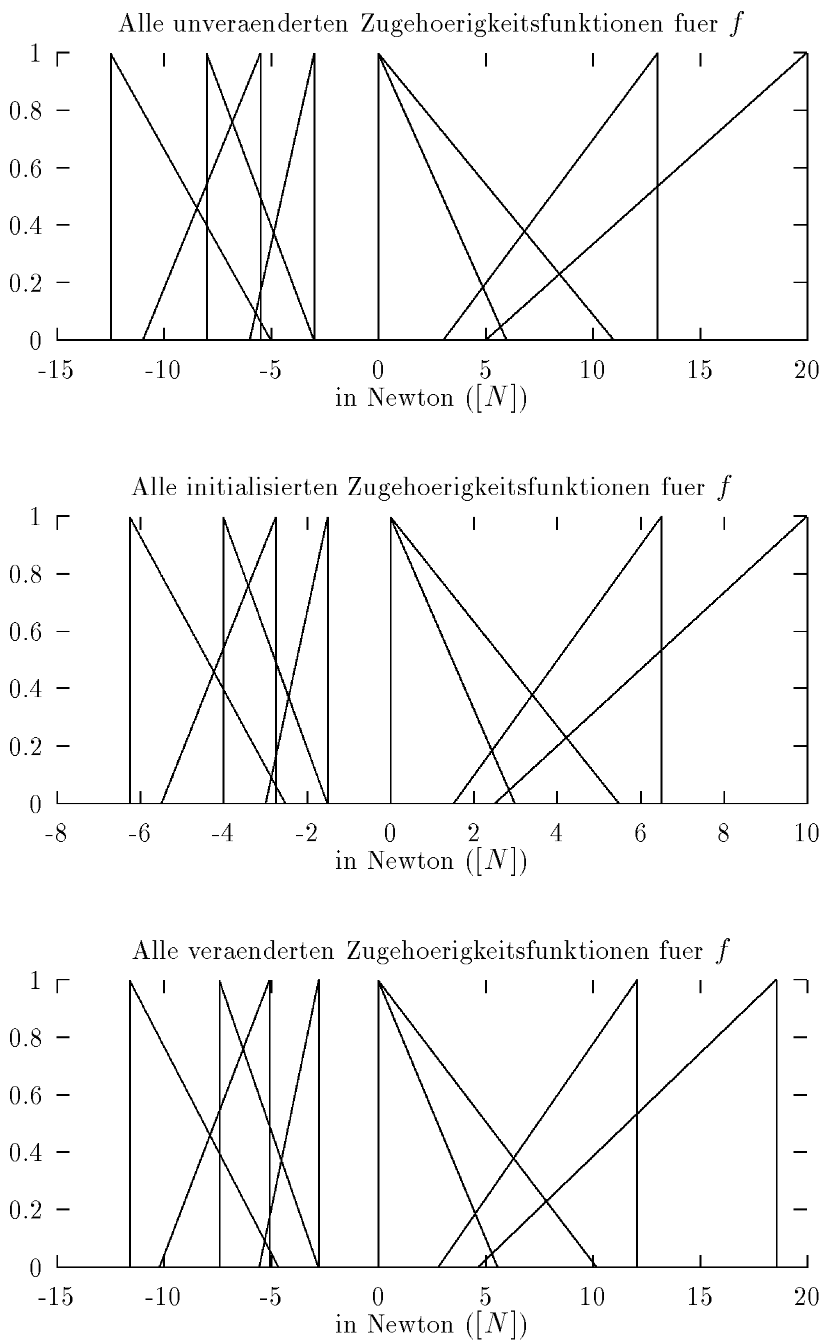


Abbildung 59: Zugehörigkeitsfunktionen der angewendeten Kraft mit 8 linguistischen Werten

7.4.4 Versuch 4

Es wurden asymmetrisch verteilte Zugehörigkeitsfunktionen für die Kraft verwendet (s. Abbildung 62). Die Bedeutung der einzelnen Bilder ist die gleiche wie in Versuch 1, Kapitel 7.4.1. Es ist auch hier, wie in Versuch 3, Kapitel 7.4.3, festzustellen, daß die Zugehörigkeitsfunktionen lediglich auseinandergeschoben werden.

Wie in den Darstellungen der Zustandsvariablen zu sehen ist, ist auch das Regelverhalten „asymmetrisch“. Auf einer Seite der Null-Position ergeben sich sowohl bei der Position des Wagens als auch bei der Stellung des Pendels ungleichmäßige Bewegungen.

Bemerkenswert sind die kleineren Winkelgeschwindigkeiten des Pendels und der sehr viel geringere Kraftaufwand.

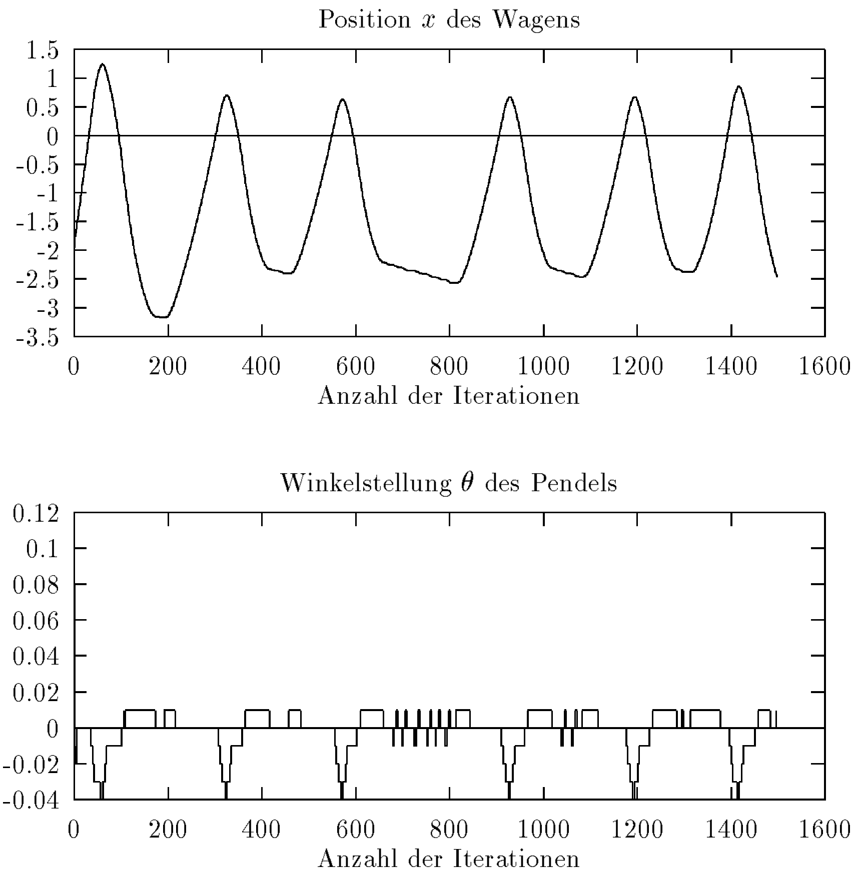


Abbildung 60: Position und Winkelstellung des Pendels

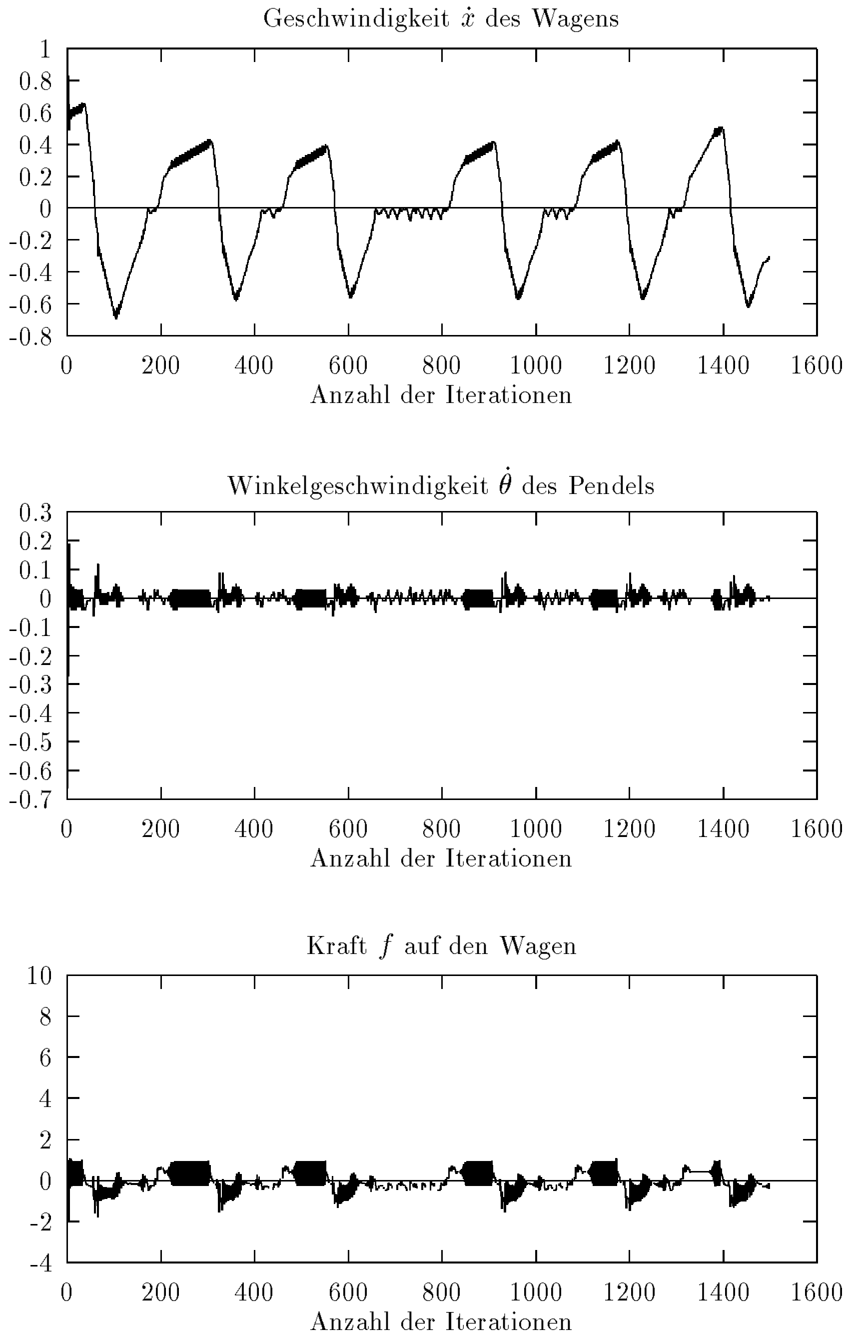


Abbildung 61: Geschwindigkeit des Wagens, des Pendels und angewendete Kraft

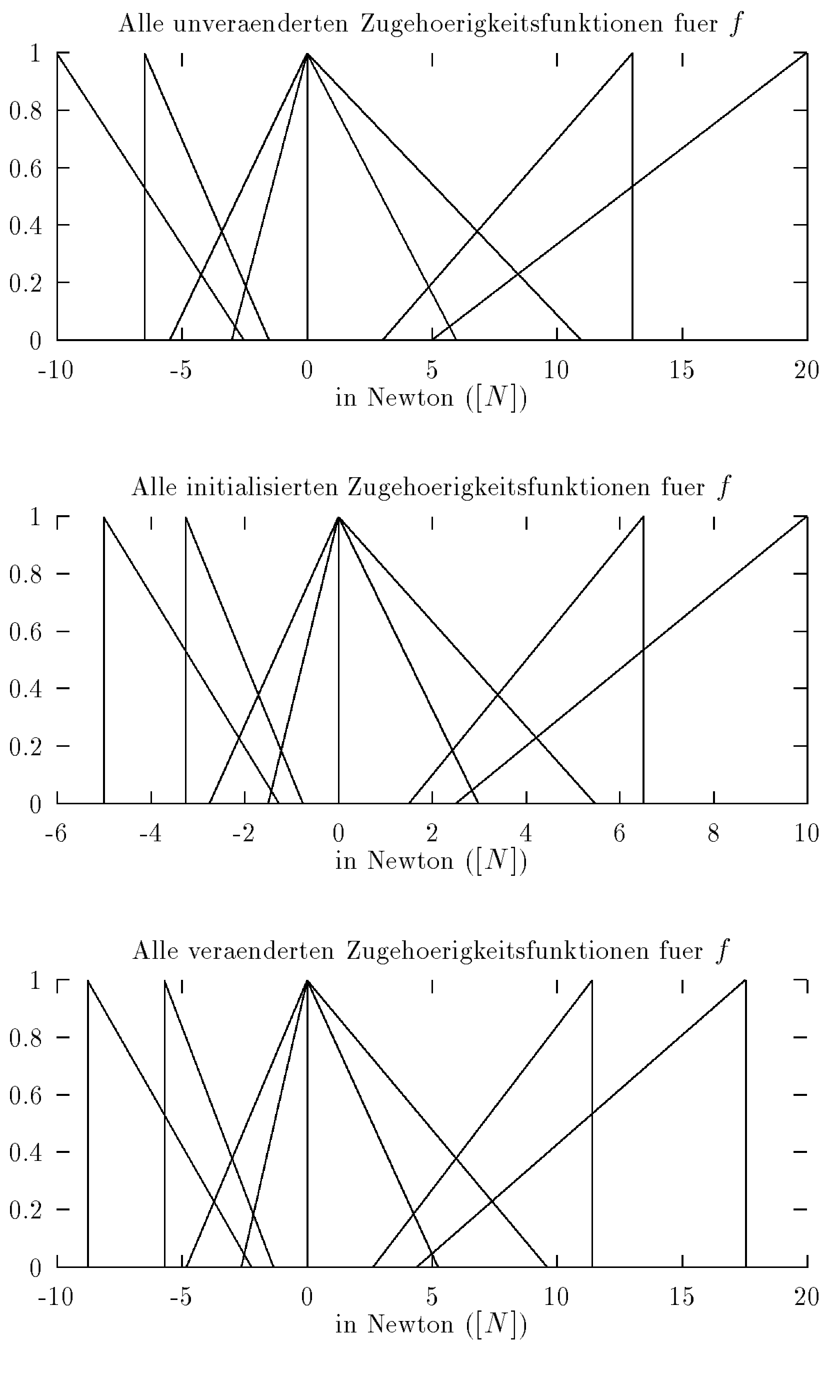


Abbildung 62: Zugehörigkeitsfunktionen der angewendeten Kraft mit 8 linguistischen Werten

7.5 Bewertung der ARIC-Architektur

In diesem Kapitel folgt eine abschließende, allgemeine Bewertung der Möglichkeiten und der Leistungsfähigkeit des ARIC-Systems.

Die im Kapitel 7.4 aufgeführten Versuche zeigen, daß der Regler sehr schnell in der Lage ist das invertierte Pendel zu stabilisieren. Bei extremen Startzuständen (großer Anfangswinkel θ) ist jedoch schon während der ersten 100 Iterationsschritte zu erkennen, ob die Regelung Erfolg hat oder nicht. Ist das Pendel umgefallen, so ist auch kein erneutes Anlaufen des Systems möglich (s. Kapitel 7.4). Abhilfe schaffen könnte die Verwendung eines kleineren Kontrollintervalls. Die Festlegung auf beispielsweise $\theta \in [-0.2\,rad, 0.2\,rad]$ würde ein früheres Abbrechen bei Verlassen des kleineren Intervalls bedeuten und einen anschließenden Neustart des Systems ermöglichen. Diese Vereinfachung wurde von Berenji verwendet und ist auf der offiziellen Videoaufzeichnung der IEEE International Conference on Neural Networks, San Francisco 1993, bei der Pendelsimulation zu sehen.

Ein selbstständiges Aufrichten des Pendels aus hängender Lage ($\theta = \pm\pi rad$) ist auf Grund der verwendeten kleinen Regelbasis nicht möglich. Versuche zeigten, daß ein sehr schnelles Aufschwingen der Gewichte zu Fehlern führte. Wie schon in Kapitel 7.4 erwähnt, würde eine umfangreichere und feiner abgestimmte Regelbasis Abhilfe schaffen.

In [Ber92] wird angedeutet, daß ARIC in der Lage ist, Zugehörigkeitsfunktionen dem Regelungsprozeß anzugleichen. Dies ist jedoch, wie in Kapitel 7.4 bereits gezeigt, nicht in dem erwarteten Maße möglich. Die Änderungen sind nur minimal und wirken sich kaum auf die Regelung aus.

Da in [Ber92] keine Angaben über die genauen Modellierungen der einzelnen linguistischen Werte gemacht wurden, mußten Zugehörigkeitsfunktionen durch „trial-and-error" gewählte werden. Diese Funktionen lieferten jedoch schnell Ergebnisse die besser waren als die von Berenji vorgestellten Beispiele. Die auftretenden Kräfte waren in der Regel viel kleiner. Das Pendel konnte schneller und vor allem auf Anhieb stabilisiert werden (vgl. Kapitel 7.4 und [Ber92]).

Zur Auslegung der Netze, AEN und ASN, sind in [Ber92] kein Hinweise zu finden. Lediglich die gewählte Größe des ASN, die abhängig von der Anzahl der Eingangsvariablen und der Anzahl der Regeln der Regelbasis ist, ist nachzuvollziehen. Die Anzahl der Einheiten des AEN ist davon jedoch unabhängig und wird offensichtlich beliebig festgelegt, bzw. wurde durch vorausgehende Versuche bestimmt. Leider macht Berenji auch keine Angaben zur Struktur der beiden Netze AEN und ASN (s. Abbildungen 40 und 41), die etwas ungewöhnlich aufgebaut sind. Die Einheiten der Ausgabe-Schicht empfangen ihre Eingänge nicht nur aus der Hidden-Schicht, sondern auch aus der vorhergehenden Eingabe-Schicht.

Abschließend ist zu sagen, daß das ARIC-System nicht die Erwartungen erfüllte, die durch die Veröffentlichung [Ber92] geweckt wurden. Dies sei auch dadurch verdeutlicht, daß Berenji selbst nicht mehr in diese Richtung weiterarbeitet und auf der IEEE International Conference on Neural Networks, San Francisco 1993, ein neues Modell vorgestellt hat.

8 Zusammenfassung und Ausblick

In den vorangehenden Kapiteln wurden beispielhaft bisher verwirklichte Ansätze von Kombinationen Neuronaler Netze und Fuzzy Systeme vorgestellt. Dabei sind sehr unterschiedliche Möglichkeiten der Verknüpfung zu beobachten. Die Unterscheidung in kooperative und hybride Systeme erleichert die Beurteilung eines Modells.

In kooperativen Ansätzen dienen in der Regel Neuronale Netze zur Adaptierung des Regelverhaltens von Fuzzy Controllern oder zur automatischen Aufstellung von Regeln bzw. Zugehörigkeitsfunktionen. Das bedeutet jedoch, daß nur jeweils einzelne Nachteile von Fuzzy-Reglern korrigiert werden (vgl. Tabelle 3).

In hybriden Ansätzen modellieren Neuronale Netze Fuzzy-Regler. Die Parameter des Netzes, Gewichte der Verbindungen und Schwellwerte der Neuronen, repräsentieren die Parameter eines Controllers. Das Problem ist, eine *hinreichend gute* Abbildung eines FLC in ein Neuronales Netz zu finden. Häufig werden die Fuzzy-Regler und die verwendeten Zugehörigkeitsfunktionen und Inferenzverfahren stark vereinfacht und schränken damit die Leistungsfähigkeit der Systeme ein. Die Vereinfachungen in den Reglern und die in der Regel vielen Parameter eines Neuronalen Netzes machen eine Interpretation nach dem Lernvorgang schwierig. Semantische Aspekte werden bei der Modellierung oft nicht berücksichtigt, dürfen jedoch nicht vernachlässigt werden.

Das in [CLH92] (s. Kapitel 5.1) beschriebene Sytem mit internem Reinforcement wurde ebenfalls zur Kontrolle eines invertierten Pendels eingesetzt und scheint die Aufgabe besser zu bewältigen als das ARIC-System. Jedoch sind keine Angaben über die Größe der verwendeten Netze oder über die Regelbasis gemacht, so daß kein direkter Vergleich mit [Ber92] möglich ist.

Das Modell aus [YO92] (s. Kapitel 5.2) ist auf den ersten Blick für die Praxis sehr interessant, da es aus Ein-Ausgabe-Tupeln automatisch Fuzzy-Regeln erzeugen kann. Bedingung ist jedoch die Modellierung von Zugehörigkeitsfunktionen durch den Anwender. Die Regeln werden in einem bestimmten Format gespeichert und mit einer „Wichtigkeit" versehen. Ein Fuzzy-Regler kann dann mit diesen Regeln arbeiten. Durch Kombination mit anderen Systemen sollte es möglich sein, diesen doch vielversprechenden Ansatz weiterzuverfolgen.

Den größten Einblick in die Erzeugung von Neuro-Fuzzy-Controllern gewährt Kawamura in [KWOA92] (s. Kapitel 6.1). Durch genaue Beschreibung des Umsetzungsprozesses ist es ebenfalls möglich eine Interpretation des gelernten Systems durchzuführen. In Verbindung mit Systemen, in denen selbstständig Regeln und Zugehörigkeitsfunktionen erzeugt werden, kann dieser Ansatz sicherlich gute Ergebnisse leisten.

Interessante Resultate liefert [HNYW92] (s. Kapitel 6.2). Das NDF-System wurde an einem invertierten Pendel getestet und war in der Lage ein hängendes Pendel selbstständig aufzuschwingen. Dazu wurde ein solches Pendel von einem Menschen bedient und dabei Daten aufgezeichnet, die zum Lernen des Reglers verwendet wurden. Die Regeln und Zugehörigkeistfunktionen werden automatisch erzeugt. Leider ist keine Interpretation eines gelernten Systems möglich.

Die Vorteile von Naucks Neuro-Fuzzy-Controller [NK92a] (s. Kapitel 6.4) liegen in der semantischen Eindeutigkeit und der Einführung eines Fuzzy-Fehlers zur Bewertung des

Systems.

Ein direkter Vergleich aller Systeme ist nicht möglich, doch ist schnell zu erkennen, daß vielfach gleiche oder zumindestens ähnliche Konzepte verfolgt werden. Am implementierten Berenji-Ansatz ist jedoch auch festzustellen, daß die in den Berichten vorgestellten Ergebnisse von nicht genannten Vorbedingungen abhängen und eine exakte Reproduktion der Resultate unmöglich machen. Vereinfachungen werden vielfach nicht genannt, können aber für die Implementierung wesentlich sein (s. Kapitel 7.5).

Es ist noch keinem Ansatz gelungen, alle Nachteile von Neuronalen Netzen respektive Fuzzy Systemen (s. Tabelle 3) durch geschickte Kombination völlig zu vermeiden. Es sollte jedoch machbar sein, ein System zu entwickeln, das selbstständig Fuzzy-Regeln mit Zugehörigkeitsfunktionen erzeugt und diese dann während der Kontrollaufgabe überarbeitet und anpaßt. Semantische Aspekte sind so zu berücksichtigen, daß auch eine spätere Interpretation des gelernten Modells möglich ist. Dabei ist denkbar, bereits realisierte und hier vorgestellte Modelle mit entsprechenden Schnittstellen zu versehen und zu kombinieren.

Literatur

[Ber92] Berenji, H.R. A Reinforcement Learning - Based Architecture for Fuzzy Logic Control. *International Journal of Approximate Reasoning*, 6:267–292, 1992. (s. auch [LB89]).

[Bra91] Brause, R. *Neuronale Netze*. Teubner, 1991.

[BTP92] Bezdek, J.C., Tsao, E.C., and Pal, N.R. Fuzzy Kohonen Clustering Networks. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 1035–1043, San Diego, 1992.

[Cam90] Camargo, F.A. Learning Algorithms in Neural Networks. Technical report, DCC Laboratory, 1990.

[CH92] Cohen, M.E. and Hudson, D.L. Approaches To The Handling Of Fuzzy Input Data In Neural Networks. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 93–100, San Diego, 1992.

[CLH92] Chen, Y.Y., Lin, K.Z., and Hsu, S.T. A Self-Learning Fuzzy Controller. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 189–196, San Diego, 1992. [LB89], [Ber92]).

[COB92] Choi, J.J., O'Keefe, K.H., and Barnah, P.K. Non-linear system diagnosis using neural networks and fuzzy logic. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 813–820, San Diego, 1992.

[EKN92] Eklund, P., Klawonn, F., and Nauck, D. Distributing Errors in Neural Fuzzy Control. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 1139–1142, Iizuka, 1992. (s. auch [NKK93],[NK92b], [NK93],[NK92a]).

[ERV91] Eklund, P., Riissanen, T., and Virtanen, H. On the Fuzzy Logic Nature of Neural Nets. In *Neuro Nimes'91*, pages 293–300, 1991.

[GG91] Gupta, M.M. and Gorzałzany, M.B. Fuzzy-Neuro Computational Technique And Its Application To Modelling And Control. In *IFSA'91*, pages 46–49, 1991.

[GPK89] Gupta, M.M., Pedrycz, W., and Kiszka, J.B. Fuzzy Control: From Fuzzy Controllers To Cognitive Controllers. In *IFSA'89*, pages 258–261, Seattle, 1989.

[GQ91] Gupta, M.M. and Qi, J. Fusion of Fuzzy Logic and Neural Networks with Applications to Decision and Control Problems. In *NAFIPS'91*, pages 327–328, Missouri, 1991.

[GR92] Gomide, F. and Rocha, A.F. Neurofuzzy Controllers. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 213–216, Iizuka, 1992.

[Gup92] Gupta, M.M. Fuzzy Logic And Neural Networks. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 157–160, Iizuka, 1992.

[Hal91] Hall, L.O. Learning On Fuzzy Data With A Backpropagation Scheme. In *NAFIPS'91*, pages 329–332, Missouri, 1991.

[Hay92] Hayashi, Y. A Neural Expert System Using Fuzzy Teaching Input. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 485–491, San Diego, 1992.

[HCB92] Hayashi, Y., Czogala, E., and Buckley, J.J. Fuzzy Neural Controller. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 197–202, San Diego, 1992.

[Heb49] Hebb, D.O. *The Organization of Behavior.* Wiley, New York, 1949.

[HFOU90] Horikawa, S., Furuhashi, T., Okuma, S., and Uchikawa, Y. A Fuzzy Controller Using A Neural Network And Its Capability To Learn Experts Control Rules. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 103–106, Iizuka, 1990. (s. auch [HFU92b]).

[HFU92a] Hashiyama, T., Furuhashi, T., and Uchikawa, Y. A Decision Making Model Using A Fuzzy Neural Network. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 1057–1060, Iizuka, 1992.

[HFU92b] Horikawa, S., Furuhashi, T., and Uchikawa, Y. A New Type of Fuzzy Neural Network for Linguistic Fuzzy Modeling. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 1053–1056, Iizuka, 1992. (s. auch [HFOU90]).

[HNW89] Hayashi, I., Nomura, H., and Wakami, N. Artificial Neural Network-Driven Fuzzy Control And Its Application To The Learning Of Inverted Pendulum System. In *IFSA'89*, pages 610–613, Seattle, 1989. (s. auch [HNW90],[HNYW92]).

[HNW90] Hayashi, I., Nomura, H., and Wakami, N. Learning Control Of Inverted Pendulum System By Neural Network Driven Fuzzy Reasoning. In *Joint Technology Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic*, pages 169–182, Houston, 1990. (s. auch [HNW89],[HNYW92]).

[HNYW92] Hayashi, I., Nomura, H., Yamasaki, H., and Wakami, N. Construction of Fuzzy Inference Rules by NDF and NDFL. *International Journal of Approximate Reasoning*, 6:241–266, 1992. (s. auch [HNW89],[HNW90]).

[Hop82] Hopfield, J.J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. In *National Academic Science*, volume 79, pages 2554–2558, USA, 1982.

[HTHW92] He, S.Z., Tan, S.H., Hang, C.C., and Wang, P.Z. Design of an On-line Rule-adaptive Fuzzy Control System. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 83–91, San Diego, 1992.

[IOT92] Ishibuchi, H., Okada, H., and Tanaka, H. Interpolation of Fuzzy If-Then Rules by Neural Networks. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 337–340, Iizuka, 1992.

[Jan91] Jang, J.R. Fuzzy Modelling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm. In *AAAI'91*, volume 2, pages 762–767, 1991.

[Kel90] Keller, J.M. Experiments On Neural Network Architectures For Fuzzy Logic. In *Joint Technology Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic*, pages 201–216, Houston, 1990. (s. auch [KT92b]).

[KGK93] Kruse, R., Gebhardt, J., and Klawonn, F. *Fuzzy Systeme.* Leitfäden und Monographien der Informatik. Teubner, 1993.

[KL92a] Krishnapuram, R. and Lee, J. Fuzzy-connective-based hierarchical aggregation networks for decision making. *Fuzzy Sets and Systems*, (4):11–27, 1992. (s. auch [KL92b]).

[KL92b] Krishnapuram, R. and Lee, J. Fuzzy-Set-Based Hierarchical Networks For Information Fusion in Computer Vision. *Neural Networks*, 5(2):335–350, 1992. (s. auch [KL92a]).

[Kos92] Kosko, B. *Neural Networks and Fuzzy Systems.* Prentice-Hall, 1992.

[Kru92] Kruse, R. Fuzzy Informationssysteme. Vorlesung an der TU Braunschweig, WS 1991/92.

[KT92a] Keller, J.M. and Tahani, H. Backpropagation Neural Networks for Fuzzy Logic. *Information Science*, (62):205–221, 1992.

[KT92b] Keller, J.M. and Tahani, H. Implementation of Conjunctive and Disjunctive Fuzzy Logic Rules with Neural Networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, (6):221–240, 1992. (s. auch [Kel90]).

[KWOA92] Kawamura, A., Watanabe, N., Okada, H., and Asakawa, K. A Prototype of Neuro-Fuzzy Cooperative System. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 1275–1282, San Diego, 1992. (s. auch [MWK+90],[OWK+92]).

[KYT92] Keller, J.M., Yager, R.R., and Tahani, H. Neural network implementation of fuzzy logic. *Fuzzy Sets and Systems*, (45), 1992.

[LB89] Lee, C.C. and Berenji, H.R. An Intelligent Controller based on Approximate Reasoning and Reinforcement Learning. In *IEEE International Symposium on Intelligent Control*, pages 200–205, Albany, 1989. (s. auch [Ber92]).

[Lee90a] Lee, C.C. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller – Part I. *IEEE Transaction On Systems, Man, And Cybernetics*, 20(2):404–418, 1990.

[Lee90b] Lee, C.C. Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller – Part II. *IEEE Transaction On Systems, Man, And Cybernetics*, 20(2):419–435, 1990.

[LL92] Lin, C.T. and Lee, C.S.G. Real-Time Supervised Structure/Parameter Learning For Fuzzy Neural Network. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 1283–1290, San Diego, 1992.

[Lur92] Lurija, A.R. *Das Gehirn in Aktion – Einführung in die Neuropsychologie*. Rowohlt, 1992.

[Md92] Machado, R.J. and da Rocha, A.F. Evolutive Fuzzy Neural Networks. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 493–500, San Diego, 1992.

[MP43] McCulloch, W.S. and Pitts, W.H. A Logical Calculus of the Ideas Imminent in Neural Nets. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115–133, 1943.

[MSF91] Maeda, A., Someya, R., and Funabashi, M. A Self-Tuning Algorithm for Fuzzy Membership Functions using Computational Flow Network. In *IFSA'91*, pages 129–132, 1991.

[MWK+90] Masuoka, R., Watanabe, N., Kawamura, A., Owada, Y., and Asakawa, K. Neurofuzzy System - Fuzzy Inference Using A Structured Neural Network. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 173–177, Iizuka, 1990. (s. auch [KWOA92],[OWK+92]).

[MY92] Mukaidono, M. and Yamaoka, M. A Learning Method of Fuzzy Inference Rules with Neural Networks and its Application. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 185–187, Iizuka, 1992.

[NHW92] Nomura, H., Hayashi, I., and Wakami, N. A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 203–210, San Diego, 1992.

[NK92a] Nauck, D. and Kruse, R. A Neural Fuzzy Controller Learning by Fuzzy Error Propagation. In *NAFIPS'92*, pages 388–397, Puerto Vallarta, 1992. (s. auch [EKN92],[NKK93], [NK92b],[NK93]).

[NK92b] Nauck, D. and Kruse, R. Interpreting Changes in the Fuzzy Sets of a Self-Adaptive Neural Fuzzy Controller. In *International Workshop on Industrial Applications of Fuzzy Control and Intelligent Systems*, pages 146–152, College Station, 1992. (s. auch [EKN92],[NKK93], [NK93],[NK92a]).

[NK93] Nauck, D. and Kruse, R. A Fuzzy Neural Network learning Fuzzy Control Rules and Membership Functions by Fuzzy Error Backpropagation. In *IEEE International Conference on Neural Networks*, pages 1022–1027, San Francisco, 1993. (s. auch [EKN92], [NKK93], [NK92b],[NK92a]).

[NKK93] Nauck, D., Klawonn, F., and Kruse, R. Combining Neural Networks and Fuzzy Controllers. In *Fuzzy Logic in Artificial Intelligence, FLAI'93*, Linz, 1993. (s. auch [EKN92], [NK92b], [NK93],[NK92a]).

[NTUG91] Nakanishi, S., Takagi, T., Unehara, K., and Gotoh, Y. Self-Organizing Fuzzy Controllers by Neural Networks and its Applications. In *NAFIPS'91*, pages 5–8, Missouri, 1991.

[OWK+92] Okada, H., Watanabe, N., Kawamura, A., Asakawa, K., Taira, T., Ishida, K., Kaji, T., and Narita, M. Knowledge Implementation Multilayer Neural Networks with Fuzzy Logic. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 99–102, Iizuka, 1992. (s. auch [MWK+90],[KWOA92]).

[PC92] Pavel, L. and Chalaru, M. Self-Organizing Fuzzy System Application To Addaptive Control. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 1131–1134, San Diego, 1992.

[Ped91] Pedrycz, W. A Referential Scheme of Fuzzy Decision Making and its Neural Network Structure. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics*, 21(6):1593–1604, 1991.

[Tak90] Takagi, H. Fusion Technology Of Fuzzy Theory And Neural Networks – Survey And Furure Directions –. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 13–26, Iizuka, 1990.

[Wer92a] Werbos, P.J. Elastic Fuzzy Logic : A Better Fit With Neurocontrol. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 823–826, Iizuka, 1992. (s. auch [Wer92a]).

[Wer92b] Werbos, P.J. Neurocontrol and Fuzzy Logic : Connections and Designs. *International Journal of Approximate Reasoning*, 6(2):185–219, 1992. (s. auch [Wer92b]).

[Yag92] Yager, R.R. Implementing fuzzy logic controllers using a neural network. *Fuzzy Sets and Systems*, (48):53–64, 1992.

[YF92] Yamakawa, T. and Furukawa, M. A Design Algortihm of Membership Functions for A Fuzzy Neuron using Example-Based Learning. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 75–82, San Diego, 1992.

[YO92] Yi, H. and Oh, K. Neural Network-based Fuzzy Production Rule Generation and its Application to an Approxiamte Reasoning Approach. In *International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pages 333–336, Iizuka, 1992.

[Zad65] Zadeh, L.A. Fuzzy sets. *Information Control*, 12:338–353, 1965.

A Test des Lösungsverfahrens des Differentialgleichungssystems des invertierten Pendels

Zur Überprüfung des Lösungsverfahrens wurde das inverse Pendel aus einem Zustand gestartet und dann sich selbst überlassen. Zu erwarten war, daß das Pendel umfällt und eine gewisse Zeit nachschwingt. Durch die Schwingung des Pendels sollte sich auch der Wagen bewegen. Verschiedene Reibungskoeffizienten μ_c und μ_p sollten verschiedene Schwingungen hervorrufen. Der Startzustand war in jedem Versuch identisch :

$$\begin{aligned} x &= 0.0\, m \\ \dot{x} &= 0.0\, \frac{m}{s} \\ \theta &= 0.5\, rad = 28.6^0 \\ \dot{\theta} &= 0.1\, \frac{rad}{s} \end{aligned}$$

In den Abbildungen 63, 64, 65 und 66 sind grafische Darstellungen des Verhalten des Systems abgebildet, die Reibungskoeffizienten μ_c und μ_p sind dabei gesondert angegeben. Die obere Grafik jeder Abbildung zeigt die Position des Wagens und die untere Grafik stellt die Winkelstellung des Pendels dar. Die Position ist in $[m]$ und der Winkel in $[rad]$ angegeben.

Die übrigen Systemparameter wurden zu

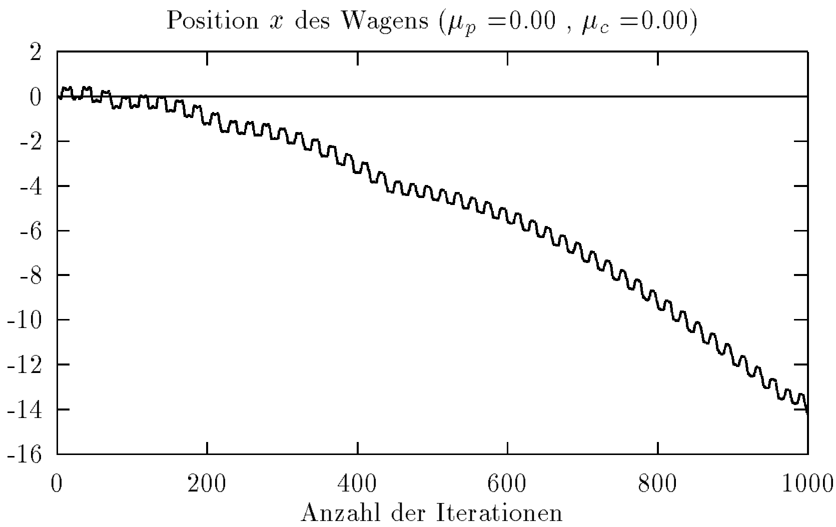
$$\begin{aligned} m_p &= 1.0\, kg && \text{Masse des Pendels} \\ m_c &= 1.0\, kg && \text{Masse des Wagens} \\ l &= 0.5\, m && \text{Länge des Pendels} \\ h &= 0.1 && \text{Parameter des Runge-Kutta-Verfahrens} \end{aligned}$$

gewählt.

In Abbildung 63 ist zu erkennen, daß bei ausbleibender Reibung ein Oszillieren des Pendels zu einer dauerhaften Bewegung des Wagens führt

Den unterschiedlichen Einfluß der beiden Reibungsparameter auf das Verhalten des Systems kann man in den Abbildungen 64 und 65 sehen.

Da in Abbildung 66 beide Reibungskoeffizienten sehr groß sind, kommt das Pendel schnell zum Stillstand.



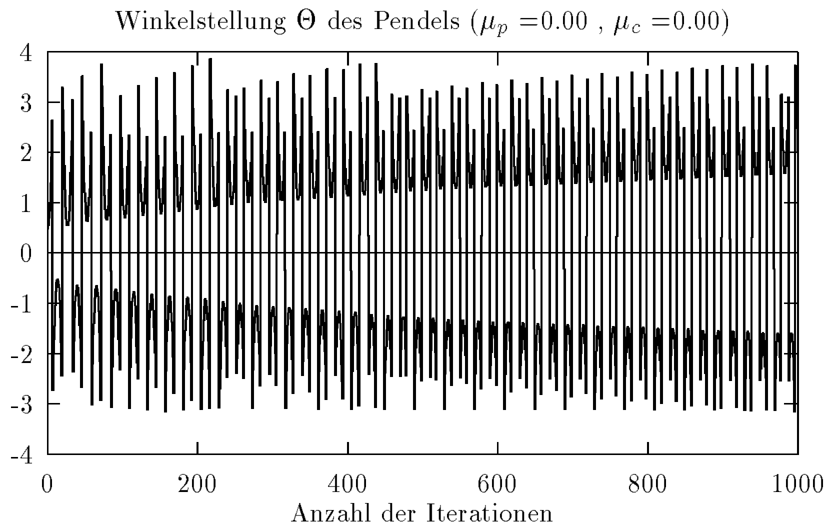
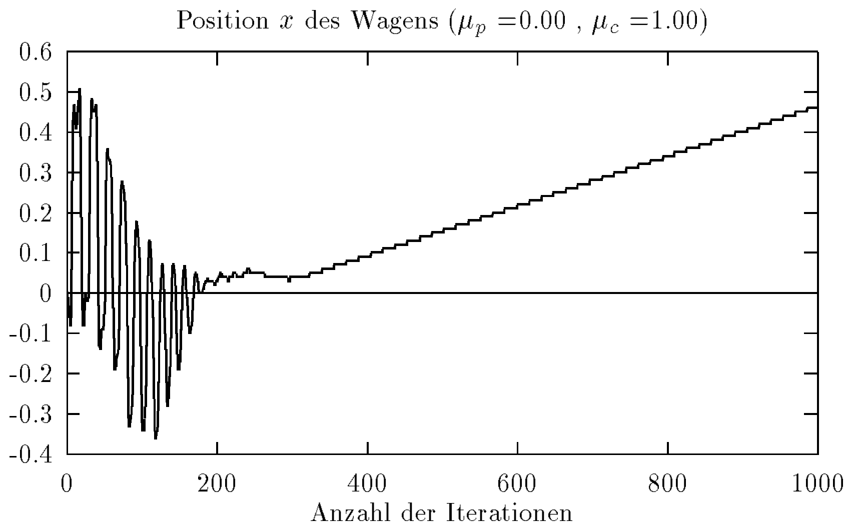


Abbildung 63: Reibungskoeffizienten $\mu_p = 0.0$ und $\mu_c = 0.0$



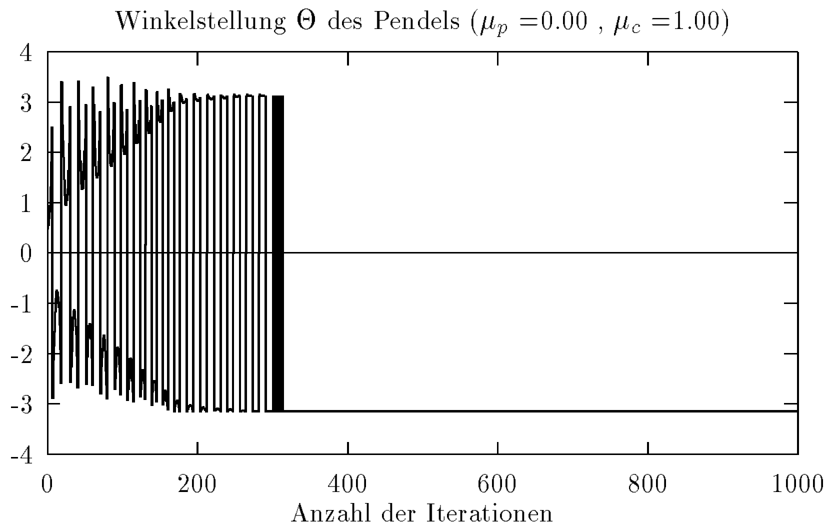
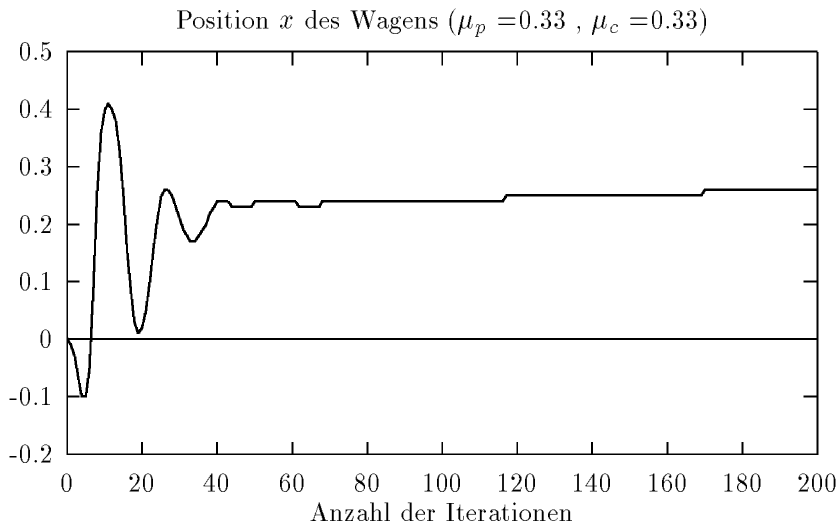


Abbildung 64: Reibungskoeffizienten $\mu_p = 0.0$ und $\mu_c = 1.0$



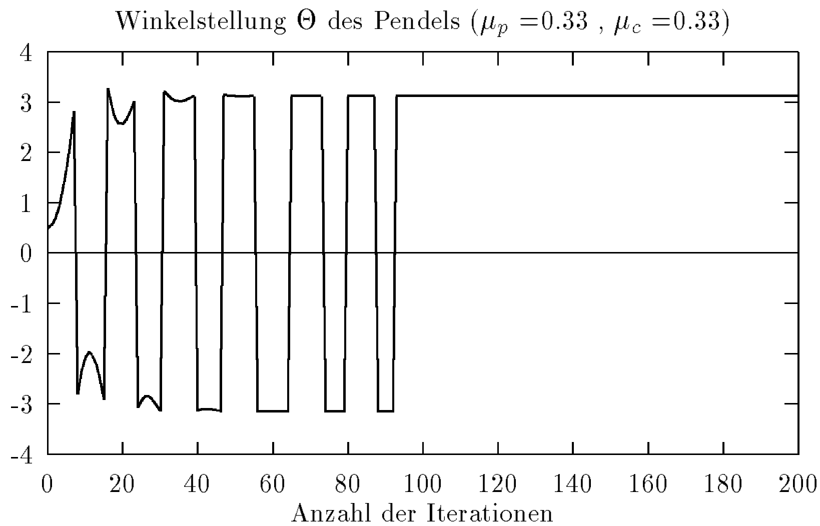


Abbildung 65: Reibungskoeffizienten $\mu_p = 0.33$ und $\mu_c = 0.33$

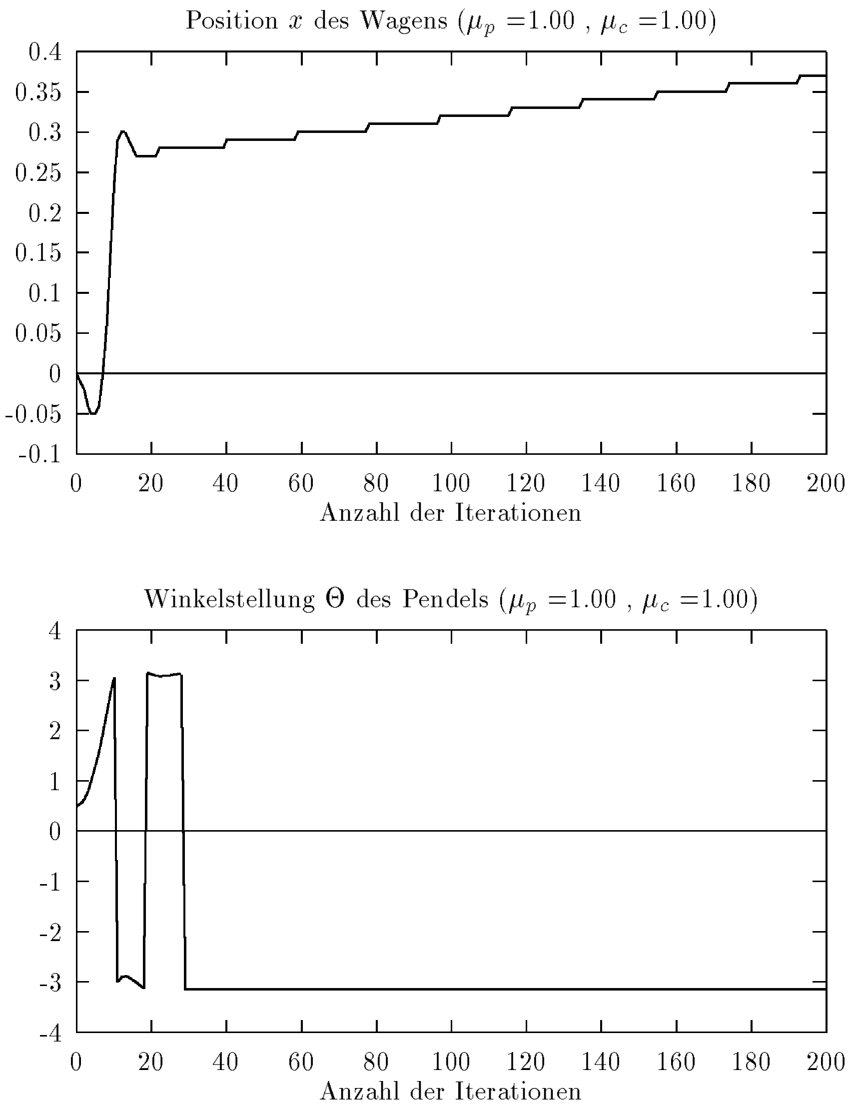


Abbildung 66: Reibungskoeffizienten $\mu_p = 1.0$ und $\mu_c = 1.0$