

Moderne Steueralgorithmen für Forstkräne mittels künstlichen neuronalen Netzen imitieren und optimieren

Marco Wydra, Andreas Bauer, Chris Geiger, Marcus Geimer

Moderne hydrostatische Arbeitsantriebe für Land- und Forstmaschinen erfordern komplexe Steueralgorithmen. Im Gegenzug bieten diese gegenüber dem Stand der Technik signifikante energetische und steuerungstechnische Vorteile, wie eine reduzierte Schwingungsneigung oder die Implementierung einer variablen Leistungsbegrenzung. Neue Algorithmen sind daher essenziell zur nachhaltigen Optimierung zukünftiger Maschinen. Am Beispiel der elektrohydraulischen Bedarfsstromsteuerung eines Forstkrans wird dargestellt, wie ein bestehender Steueralgorithmus automatisiert in ein künstliches neuronales Netz (KNN) überführt und anschließend durch den Patternsearch-Algorithmus optimiert werden kann. Die KNN-Steuerung weist bereits nach 41 Generationen optimierter Parametersätze ein der Referenzsteuerung vergleichbares Verhalten auf. Mit diesem Ansatz ist es möglich, deterministische Algorithmen in stochastische Algorithmen mit vergleichbaren Übertragungsfunktionen zu überführen, die anschließend mit Methoden des maschinellen Lernens optimiert werden können.

Schlüsselwörter

Künstliche neuronale Netze (KNN), elektrohydraulische Bedarfsstromsteuerung (eBSS), getrennte Steuerkanten, Forwarder, Landmaschinen

Ölhydraulische Antriebe sind seit Jahrzehnten fester Bestandteil von Land- und Forstmaschinen. So werden hydrostatische Antriebe sowohl für den Fahr- als auch für den Arbeitsantrieb verwendet (GEIMER und POHLANDT 2014). In diesem Beitrag werden hydrostatische Antriebe für die Arbeitsfunktion von Forstmaschinen betrachtet. Im Zuge der sozio-ökologisch motivierten Optimierung technischer Systeme und der Elektrifizierung von Maschinen gewinnt die Entwicklung und Verwendung energieeffizienter Antriebssysteme an Bedeutung, um Schadstoffemissionen zu reduzieren (HÄNEL et al. 2015) und die Betriebsdauer von Maschinen zu erhöhen. Die Energieressourcen bei batteriebetriebene Maschinen sind aufgrund der geringen Energiedichte limitiert (ALTENBURG et al. 2017). Zahlreiche internationale Forschungsvorhaben untersuchten bereits unterschiedliche Ansätze zur Effizienzsteigerung hydrostatischer Arbeitsantriebe in mobilen Arbeitsmaschinen (ESDERS 1996, ERIKSSON 2010, AXIN 2013, DENGLER 2015, VUKOVIC et al. 2017, ZHANG et al. 2019). Viele der vorgestellten Lösungen haben gemein, dass die Systemkomplexität inklusive ihrer Steuerungsaufgaben gegenüber dem Stand der Technik zunimmt und geeignete Algorithmen entwickelt werden müssen. Lösungsansätze aus Bereichen wie dem autonomen Fahren, der Medizintechnik oder Bilderkennung und -bearbeitung lassen einen Trend zum Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) erkennen (BUXMANN und SCHMIDT 2019).

Ziel dieses Beitrags ist es, anhand des Beispiels einer elektrohydraulischen Bedarfsstromsteuerung (eBSS) mit getrennten Steuerkanten aufzuzeigen, wie bestehende Steueralgorithmen mithilfe künstlicher neuronaler Netze (KNN) zunächst durch überwachtes Lernen imitiert und anschließend durch bestärkendes Lernen optimiert werden können. Ein Vergleich zum Stand der Technik für hydrostatische Arbeitsantriebe in land- und forstwirtschaftlichen Maschinen zeigt das Energieeinsparpotenzial für diese komplexe Steuerung. Die Lösungsfindung wird anhand eines Forstkrans dargestellt, verifiziert und diskutiert. Hierzu werden die Steuerungsaufgabe benannt, die maßgeblichen Veränderungen des hydraulischen Systems aufgezeigt und verschiedene Steuerungsalgorithmen unter Verwendung der MOBiL-Methode getestet und verglichen (POHLANDT 2018).

Hydrostatische Arbeitsantriebe in der Landwirtschaft

Der hydrostatische Arbeitsantrieb eines Forstkrans und anderer landwirtschaftlicher Maschinen wird üblicherweise als Widerstandssteuerung mit aufgeprägtem Druck oder Volumenstrom betrieben (BACKÉ und BAUM 2013). Eine Pumpe stellt für den Hydraulikkreislauf die notwendige hydraulische Leistung in Form von Druck p und Volumenstrom Q bereit. Aktoren mit linearer als auch rotierender Bewegung wandeln die hydraulische Leistung in mechanische Leistung um. Dadurch kann eine Arbeit verrichtet werden. Ventile zwischen Pumpe und Aktor(en) passen sowohl Druck als auch Volumenstrom an den Bedarf an. In modernen hydraulischen Arbeitsantrieben werden proportional einstellbare Wegeventile für die Leistungsanpassung eingesetzt (FINDEISEN 2006).

Der Vorteil bei einem gleichzeitigen Einstellen des zu- und ablaufenden Öls eines Aktors liegt in dem reduzierten Aufwand für eine stabile und robuste Steuerung. Zudem können diese Wegeventile einfach und kostengünstig hergestellt werden. Die Einschränkung der Steuermöglichkeiten durch die mechanisch gekoppelten Zu- und Ablauf-Querschnitte des Steuerkolbens sowie die Art der Leistungsbereitstellung führen aus nachfolgend dargelegten Gründen im Teillastbetrieb zu signifikanten Leistungsverlusten. Jeder Leistungsverlust erhöht den Verbrauch an Primärenergie, sodass dessen Verringerung zur nachhaltigen Verbesserung des Gesamtsystems beiträgt.

Nach RENIUS (2019) kann eine Widerstandssteuerung in Open-Center-Systeme (OCS) und Closed-Center-Systeme (CCS) unterschieden werden. OCS werden in der Regel mit einer konstant angetriebenen Pumpe ohne Verstellung angewandt, sodass stetig der maximale Volumenstrom Q_{\max} gefördert wird. Werden die Wegeventile nicht angesteuert, kann das Öl mit verringerten Druckverlusten über einen Neutralumlauf wieder in den Tank abfließen. CCS sind dadurch gekennzeichnet, dass die Wegeventile in Nullstellung keinen Neutralumlauf haben. Daher muss der Volumenstrom entweder variabel eingestellt oder durch einen separaten Bypass abgeleitet werden. CCS werden u. a. als Konstantdrucksysteme (KDS) oder als Load-Sensing-Systeme (LSS) betrieben (Abbildung 1).

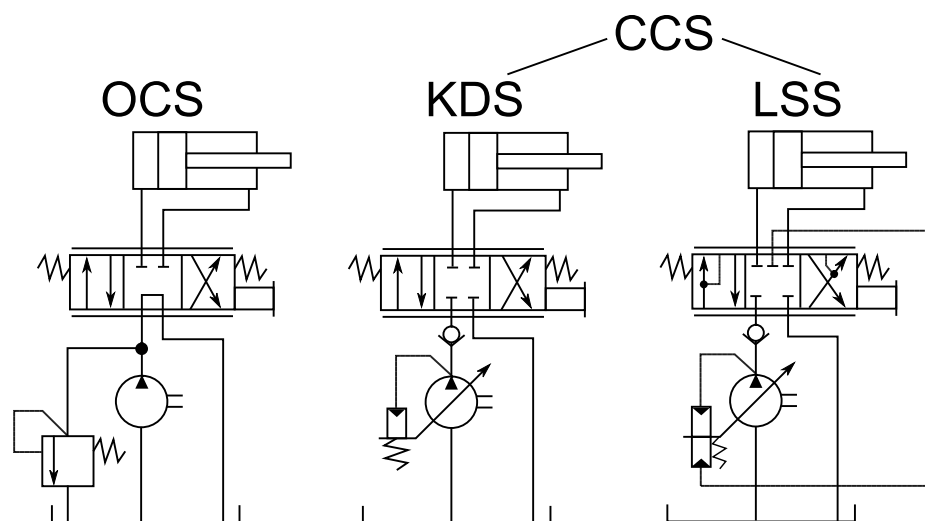


Abbildung 1: Schematische Darstellung unterschiedlicher hydraulischer Steuerungen (nach RENIUS 2019)

Bei OCS wird der Pumpendruck p_p maßgeblich durch die Summe aus lasthöchstem Aktordruck $p_{L,max}$ und den Druckverlusten am Wegeventil Δp_{WV} gebildet. In einem KDS stellt sich p_p auf einen festen, maximalen Wert p_{max} ein. Bei LSS richtet sich p_p nach dem lasthöchsten Aktordruck $p_{L,max}$ zzgl. Δp_{WV} und einer konstanten LS-Regeldruckdifferenz Δp_{LS} . Der Wert Δp_{LS} liegt typischerweise betriebspunkt- und systemabhängig bei ca. 20 bis 30 bar (SCHERER 2015).

Die in diesem Beitrag betrachtete elektrohydraulische Bedarfsstromsteuerung (eBSS) stellt eine alternative Antriebstechnologie zum Stand der Technik dar. SCHERER (2015) beschreibt die Funktionsweise und nennt Vor- sowie Nachteile. Bei einer eBSS stellt sich p_p vergleichbar zu einem OCS in Abhängigkeit von $p_{L,max}$ und Δp_{WV} ein. Der Druckverlust von der Pumpe über das Wegeventil des Hauptsteuerblocks beträgt für den lasthöchsten Verbraucher dann nur noch ca. 8 bis 10 bar.

Um den Leistungsbedarf der vier Systeme gegenüberstellen zu können, wird die hydraulische Pumpenleistung P_p ermittelt. Die hydraulische Leistung wird allgemein als Produkt aus einer Druckdifferenz Δp und dem Volumenstrom Q berechnet (Gleichung 1). Strömungsverluste durch Fittings oder Leitungen können mit $\Delta p_{V,S}$ in der Kalkulation berücksichtigt werden.

$$P = \Delta p \cdot Q \quad (\text{Gl. 1})$$

In Abbildung 2 wird der Zusammenhang zwischen der bereitgestellten Pumpenleistung und den Aktor- sowie Verlustleistungen grafisch anhand eines p - Q -Diagramms dargestellt. Die bereitgestellte Pumpenleistung wird durch das Produkt aus $\Delta p = p_p - p_T$ und Q_p definiert. Sie stellt die Gesamtfläche in Abbildung 2 dar. Die weißen Flächen stellen die Nutzleistung von zwei Aktoren mit unterschiedlichen Druckniveaus $\Delta p_n = p_n - p_T$; $n = 1,2$ und Volumenstrombedarfe Q_n ; $n = 1,2$ dar. Die Differenz der Pumpenleistung zur Aktorleistung (grau) stellt die Drosselverluste im System dar. Diese Drosselverluste können in prinzipbedingte Verluste Δp_V , Verluste am Wegeventil Δp_{WV} und Verluste durch die LS-Regeldruckdifferenz Δp_{LS} unterteilt werden. Ein Teil der prinzipbedingten Verluste Δp_V tritt immer dann auf, wenn das Druckniveau zwischen parallelbetriebenen Aktoren nicht gleich ist und das Hochdruckniveau auf das Aktorniveau gedrosselt werden muss. Ein anderer Teil ist das Verwerfen bereitgestellter Pumpenleistung (Abbildung 2, OCS, ganz rechts). Es ist zu erkennen, dass das Potenzial eines energieeffizienten Betriebs im Vergleich zu den anderen o. g. Systemen für die eBSS betriebspunktunabhängig am höchsten ist. SCHERER (2015) beziffert in seiner Arbeit das Einsparpotenzial einer eBSS gegenüber einem hydraulisch-mechanischen LSS auf bis zu 14 %.

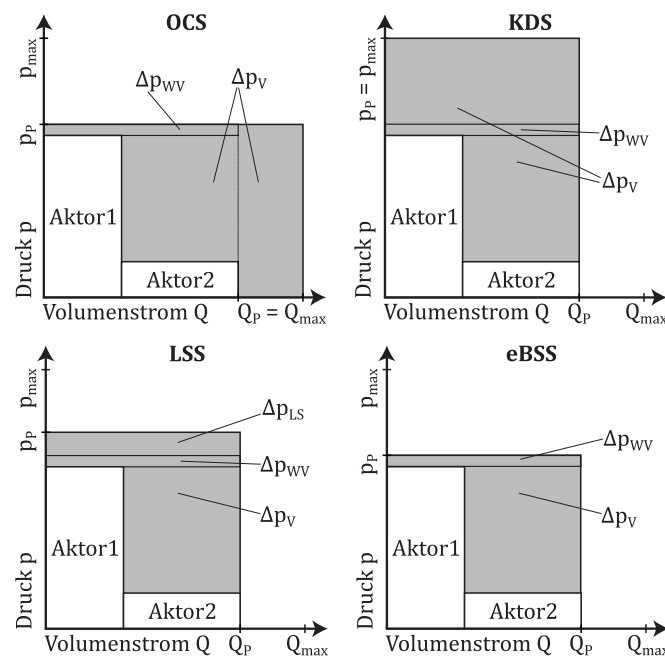


Abbildung 2: p - Q -Diagramme der Systeme OCS, KDS, LSS und eBSS; Verluste aus Leitungen u. ä. $\Delta p_{V,S}$ sind in den Diagrammen zur besseren Übersicht nicht dargestellt (nach SCHERER 2015)

Steuerungstechnische Anforderung

Die Aktorgeschwindigkeiten v_n werden vom Nutzer über die Ansteuerung der Wegeventile im Hauptsteuerblock eingestellt. Die Ansteuerung bewirkt das Öffnen von Steuerkanten, wodurch aufgrund der Druckdifferenz zwischen Aktordruck und Pumpen- bzw. Tankdruck $\Delta p_{St,n} = p_p - p_{L,n} \mid p_{L,n} - p_T$ ein Volumenstrom Q_n entsteht. Das Druckniveau p_L eines Aktors richtet sich in erster Linie nach der Last. Die Last kann in Bewegungsrichtung oder entgegen dieser wirken. Sind die Last- und Bewegungsrichtung gleichsinnig, so handelt es sich um eine aktive Last. Sind die Last- und Bewegungsrichtung gegensinnig, so handelt es sich um eine passive Last. Passive Lasten stützen sich auf der Pumpe ab und können daher nur durch eine Leistungszufuhr der Pumpe bewegt werden. Aktive

Lasten wirken selbstbeschleunigend und können zu einer ungewollten Reaktion des Aktors führen, wodurch die vom Nutzer angedachte Steuerungsaufgabe gestört wird. Dies gilt es durch geeignete steuerungstechnische Maßnahmen zu verhindern (STEINDORFF 2010).

Für einen Hydraulikzylinder ist bei einer bekannten Aktorgeschwindigkeit v der ablaufende Volumenstrom Q_{ab} anhand der Zylinderfläche $A_{Zyl,ab}$ berechenbar. Somit bleiben – ideal betrachtet nach Gleichung 2 – die durchströmte Querschnittsfläche der Ablaufsteuerkante $A_{ab}(y)$ und die Druckdifferenz über die Ablaufsteuerkante Δp_{ab} als Regelgrößen für v übrig. Der Durchflusskoeffizient α_D sowie die Dichte des Öls ρ werden als konstant angenommen; y ist die Auslenkung des Ventilschiebers.

$$A_{Zyl,ab} \cdot v = Q_{ab} = \alpha_D \cdot \sqrt{\frac{2}{\rho}} \cdot \sqrt{\Delta p_{ab}} \cdot A_{ab}(y) \quad (\text{Gl. 2})$$

Nach Gleichung 2 kann ein Vorseilen des Aktors bei aktiven Lasten durch die Forderung verhindert werden, dass die für eine Bewegung notwendige Druckdifferenz an der Ablaufsteuerkante größer als der Lastdruck $\Delta p_{ab} > p_L - p_T$ ist. Die dann notwendige Druckdifferenz Δp_{ab} für den geforderten Volumenstrom Q_{ab} setzt sich aus dem Lastdruck p_L und einer sich zusätzlich durch die Pumpe einstellenden Druckdifferenz $\Delta p_+ = \beta \cdot (p_p - p_L)$ zusammen. Da Δp_+ auf der Ablaufseite des Aktors wirkt, muss der Pumpendruck mit dem Faktor β übersetzt werden. Für einen Differentialzylinder entspricht β dem Verhältnis der beiden Wirkflächen $A_{Zyl,zu}$ zu $A_{Zyl,ab}$. Für Gleichgangzylinder oder rotierende Antriebe ist $\beta = 1$.

Um ein Vorseilen des Aktors bei aktiven Lasten zu verhindern, sind eine Anpassung von $A_{ab}(y)$ der Wegeventile oder der Einsatz von Senkbremsventilen (SBV) zwischen Hauptsteuerblock und Aktor üblich. Um das Vorseilen einer Last aufgrund der Schiebergeometrie in jedem Betriebspunkt zu verhindern, wird $A_{ab}(y)$ so gestaltet, dass ein hoher Staudruck Δp_{ab} entsteht. Somit wird eine aktive Last vom System stets wie eine passive Last gesteuert. Für Ventile mit einem festen Zusammenhang zwischen Zu- und Ablauf ist dies eine naheliegende, kosteneffiziente Lösung. Energetisch betrachtet ist dies im Teillastbetrieb die ineffizienteste der zwei genannten Lösungen, da selbst für kleine Lasten aufgrund von Δp_+ ein hoher Pumpendruck p_p notwendig ist.

In Abbildung 3 ist das Schaltsymbol eines SBV dargestellt. Wird der Zylinder ausgefahren, strömt das Öl über das Rückschlagventil vom Hauptsteuerblock 1 zum Zylinderanschluss A. Soll der Zylinder unter Last eingefahren werden, muss in der Verbindung von Hauptsteuerblock 2 nach Zylinderanschluss B ein Druck aufgebaut werden, um das SBV zu öffnen. Erst wenn ein Grenzdruck überschritten wird, kann das Öl von Zylinderanschluss A zum Hauptsteuerblock 1 fließen. Der zum Öffnen des SBV benötigte Steuerdruck Δp_+ wird von der Pumpe bereitgestellt. Eine Druckübersetzung in der Ansteuerung des SBV verringert das benötigte Druckniveau der Pumpe. In diesem Fall ist $A_{ab}(y)$ des Wegeventils im Hauptsteuerblock so gestaltet, dass möglichst wenige Drosselverluste entstehen. Durch Reduktion von p_p bei gleichem Q_p reduziert sich die benötigte Pumpenleistung und das System wird energetisch günstiger. Konstruktionsbedingt kann das hydraulisch-mechanisch betätigte SBV nur in spezifischen Betriebspunkten schwingungsarm arbeiten. Auf den gesamten Arbeitsbereich angewandt, erweist sich die Auslegung als Herausforderung für die Entwickler (ROCCA 2003). Sowohl die Verwendung einer angepassten Schiebergeometrie als auch der Einsatz eines Senkbremsventils bilden den Stand der Technik für hydrostatische Arbeitsantriebe in Land- und Forstmaschinen.

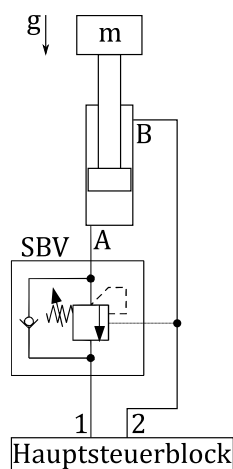


Abbildung 3: Aufbau eines Systems mit Senkbremsventil (nach ROCCA 2003)

Folglich ist eine betriebspunktunabhängige, energetische Optimierung zur Steuerung aktiver Lasten mit dem Stand der Technik nicht realisierbar. Aus der Forschung ist bekannt, dass eine unabhängige Steuerung des zu- und ablaufenden Öls eine mögliche Lösung darstellt. Steueralgorithmen für Arbeitsantriebe mit getrennten Steuerkanten sind in der Literatur ausführlich untersucht (ERIKSSON 2010, AXIN 2013, KOLKS und WEBER 2016). WEISS und WYDRA (2019) zeigten, dass aktive Lasten durch die Einführung getrennter Steuerkanten energieeffizient gesteuert werden können. Das Einsparpotenzial zum Stand der Technik kann, je nach Aktor und Lastfall, bis zu 80 % betragen. Des Weiteren wird eine modifizierte Regelstrategie der von WYDRA et al. (2017) vorgestellten Lösung angewandt. Sie wird nachfolgend als Referenzsteuerung bezeichnet.

Anwendung, Referenzzyklus und Forschungsgegenstand

Je nach Art und Einsatzzweck schwanken der Betriebsanteil des hydrostatischen Arbeitsantriebs und des Fahrtriebs einer mobilen Arbeitsmaschine. Im Folgenden wird der Arbeitsantrieb eines Forwarders näher betrachtet, da der Betriebsanteil des Forstkran am gesamten Ernteprozess von Frischholz nach MANNER et al. (2016) zwischen 80 und 85 % beträgt. Der restliche Betriebsanteil wird dem Fahren zugeordnet. Der im hydrostatischen Arbeitsantrieb umgesetzte Leistungsanteil ist dementsprechend für Untersuchungen der Energieeffizienz und Steuerbarkeit relevant. Der Forstkran hat sechs Hydraulikzylinder und einen rotierenden Aktor: je einen Hydraulikzylinder für den Hubarm, den Wipparm, das Teleskop sowie für den Greifer; das Schwenkwerk wird durch zwei baugleiche Hydraulikzylinder angetrieben (Abbildung 4).

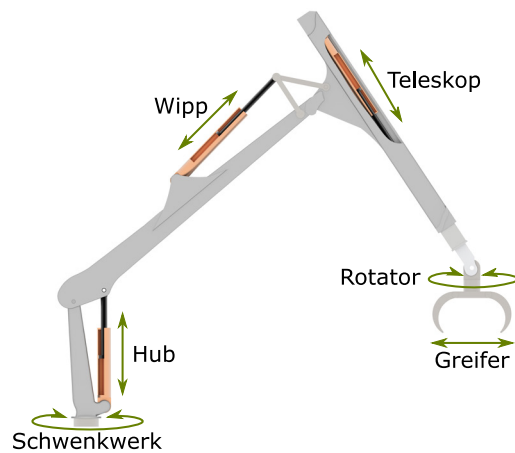


Abbildung 4: Darstellung eines Forstkrans mit sechs Zylindern und rotierendem Aktor (nach GEIGER und GEIMER 2017)

Als Referenzzyklus wird ein Arbeitszyklus nach GEIGER und GEIMER (2017) herangezogen, der die Ladetätigkeit eines Forwarders während der Arbeit in der Rückegasse beschreibt. Der am Teleskop-auge befindliche rotierende Antrieb sowie das Teleskop werden dabei nicht angesteuert. Zur Reduktion der Modellkomplexität wird in der Simulation daher auf eine Ansteuerung dieser Antriebe verzichtet. Die Ansteuerung des Greifers erfolgt während eines Zyklus zumeist losgelöst von der Bewegung der Kranspitze. Dadurch sind die Zeitanteile einer simultanen Betätigung des Greifers und anderer Aktoren sehr gering und der Greifer kann für die vorliegende Steuerungsentwicklung und mit Hinblick auf die Intention der Untersuchung zunächst vernachlässigt werden.

Der Bewegungsablauf der Beladetätigkeit ist in Abbildung 5 dargestellt. Wie auf der linken Seite zu sehen ist, bewegt sich zunächst der Kran aus dem Rungenkorb in Richtung Baumstamm (Phase I). Dort wird der Baumstamm gegriffen (Phase II), mit einer rückführenden Bewegung über die Rungen in den Rungenkorb befördert (Phase III) und abgelegt (Phase IV). Auf der rechten Seite sind die zugehörigen Wegverläufe des Hub-, Wipp-, und Schwenkzylinders dargestellt. Die Wegverläufe wurden durch das Aufzeichnen mehrerer Messfahrten erstellt.

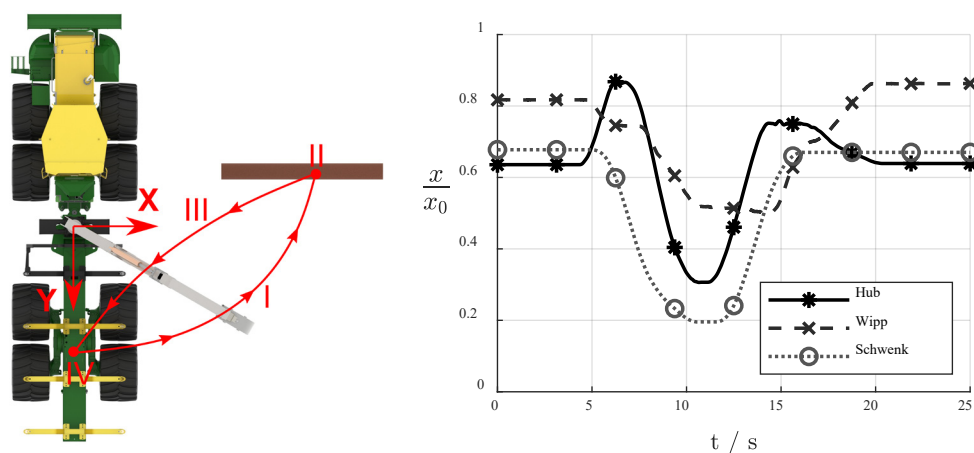


Abbildung 5: Darstellung des Referenzzyklus (nach GEIGER und GEIMER 2017); Ablauf der Arbeitsbewegung (links); Wegverläufe des Hub-, Wipp- und Schwenkzylinders (rechts)

Die Aktoren Hubzylinder, Wippzylinder und Schwenkzylinder werden durch einen offenen Hydraulikkreislauf mit einer eBSS nach SCHERER (2015) gesteuert. In Abbildung 6 ist schematisch die Arbeitshydraulik dargestellt. Der Arbeitsantrieb der konventionellen Steuerung besteht aus einer elektrohydraulisch verstellbaren Pumpe, welche mit einer konstanten Drehzahl angetrieben wird. Der Hauptsteuerblock besteht aus zwei elektrisch angesteuerten 8/3-Wegeventilen, die den Volumenstrom zu den Aktoren Wippzylinder und Schwenkzylinder einstellen. Die Steuerkanten Pumpe - Aktoranschluss A (PA), Pumpe - Aktoranschluss B (PB), Aktoranschluss A - Tank (AT) und Aktoranschluss B - Tank (BT) werden aufgrund eines gemeinsamen Steuerkolbens simultan angesteuert. Der Hubzylinder wird an der Kolbenkammer durch ein elektrisch angesteuertes 4/3-Wegeventil mit der Pumpe oder dem Tank verbunden. Der stangenseitige Anschluss des Hubzylinders wird direkt mit der um 5 bar vorgespannten Tankleitung verbunden. Am Pumpenanschluss aller Wegeventile ist jeweils eine der Hauptsteuerkante nachgeschaltete Druckwaage installiert (Abbildung 6). Die Druckwaage vergleicht den lokalen Lastdruck je Aktor mit dem durch die LS-Leitung gemeldeten höchsten Lastdruck. Gemeinsam sorgen die Druckwaagen für eine lastunabhängige Volumenstromsteuerung der Pumpe zum Aktor sowie für eine gleichmäßige Volumenstromminderung bei allen Aktoren, sobald sich das System in Unterversorgung befindet. Die Aktoren sind direkt mit dem Hauptsteuerblock verbunden.

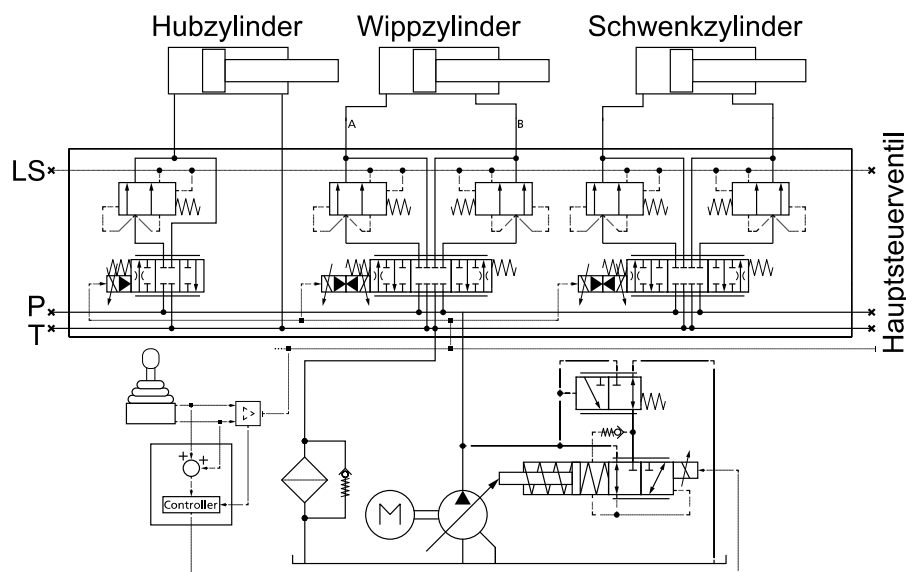


Abbildung 6: Hydraulische Schaltung des Forstkranes mit einer eBSS nach SCHERER (2015) als konventionelle Steuerung

Für die Untersuchung wurde das konventionelle System unter Verwendung der MOBiL-Methode virtuell abgebildet (WYDRA et al. 2018). Das 1D-Gesamtsimulationsmodell besteht aus einer gekoppelten Mehrkörpersimulation (MKSIm) des Forstkranes, zusammen mit einer Hydrauliksimulation (HSim) und einer Steuerungssimulation (SSim). Das MKSIm-Modell wurde im Rahmen des Forschungsvorhabens Forwarder2020 mit dem Programm Matlab Simulink erstellt und validiert. Für die HSim wurde mit dem Programm DSHplus eine eBSS aufgebaut und parametrisiert. Die SSim repräsentiert die untersuchten Regelstrategien „konventionelle Steuerung“, „Referenzsteuerung“ und „KNN-Steuerung“. Für das Gesamtsimulationsmodell gelten im Weiteren folgende Vereinfachungen:

- Die Pumpe wird mit einer konstanten Drehzahl angetrieben.
- Die Dynamik der Wegeventile wird durch ein PT1-Verhalten beschrieben.
- Dynamische Einflüsse durch Fittings, Rohre und Schläuche werden vernachlässigt und lediglich als Kapazitäten zwischen zwei Elementen (Ventile, Pumpe, o. ä.) abgebildet.
- Der Greifer, das Teleskop und der rotierende Aktor am Teleskopauge werden während eines Ladezyklus nicht angesteuert.
- Die Regelstrategien „konventionelle Steuerung“, „Referenzsteuerung“ und „KNN-Steuerung“ werden nur am Wippzylinder appliziert, da dieser die mit den unterschiedlichen Regelstrategien einhergehenden Änderungen am besten repräsentiert. Zum einen wird der Wippzylinder im Gegensatz zu den Schwenkzylindern während des Referenzzyklus kontinuierlich angesteuert. Zum anderen sind die Änderungen durch die Substitution des 8/3-Wegeventils in zwei 4/3-Wegeventile besser nachvollziehbar als beim Hubzylinder, dessen Ringseite kein Ventil aufweist.
- Eine Änderung der Last durch das Aufnehmen des Baumstammes während des Ladezyklus wird nicht berücksichtigt, da sich die Last aufgrund der Krankinematik maßgeblich auf dem Hubzylinder abstützt. Interne Versuche haben gezeigt, dass der Druck im Hubzylinder während der Bewegung unter Last eines Baumstammgewichtes mit 300 kg um etwa 13 bis 37 bar und im Wippzylinder um etwa 1 bis 19 bar zunimmt.

Der schematische Aufbau der Gesamtsimulation ist in Abbildung 7 dargestellt. Als Steuersignale für die Aktoren Hubzylinder und Schwenkzylinder werden aufgezeichnete Stromwerte I_{Hub} , I_{Schw} vorgegeben. Diese werden durch eine Steuerstrecke in eine Schieberauslenkung y_{Hub} , y_{Schw} umgerechnet und über eine Strecke mit PT1-Verhalten an die als Blenden modellierte Steuerkanten der Wegeventile weitergegeben.

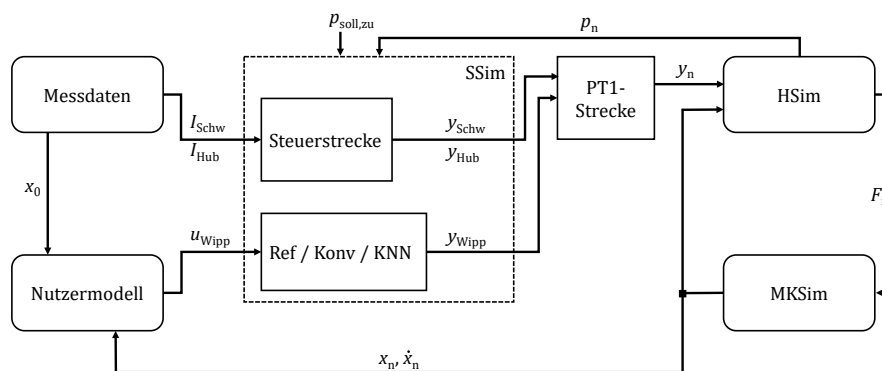


Abbildung 7: Aufbau der Gesamtsimulation und Signalfluss zwischen den Bausteinen

Für den Wippzylinder ist ein Nutzermodell nach THIEBES und VOLLMER (2011) implementiert. Das Nutzermodell errechnet aufgrund der Differenz zwischen vorgegebener und berechneter Wegtrajektorie ein Steuersignal für die SSim. Dieses Steuersignal u_n kann in Realität als Joysticksignal interpretiert werden. Da bei der eBSS der Volumenstrom gesteuert wird, entspricht das Steuersignal einer prozentualen Veränderung des maximalen Volumenstroms $Q_{n,max}$. Das Nutzermodell wurde bereits von SCHERER (2015) sowie WYDRA et al. (2017) zur Ansteuerung von Aktoren in eBSS-Systemen verwendet. Das vom Nutzermodell errechnete Steuersignal u_{Wipp} wird durch das SSim-Modell verarbeitet und in Form einer Schieberauslenkung y_{Wipp} über eine Strecke mit PT1-Verhalten an die als Blenden modellierte Steuerkanten AT_{Wipp} , PA_{Wipp} , PB_{Wipp} und BT_{Wipp} des Wippzylinder-Wege-

ventils weitergegeben. In der HSim werden, mithilfe der Zylinderwege x_n und -geschwindigkeiten \dot{x}_n aus der MKSim sowie den Schieberauslenkungen y_n aus der SSim, die Drücke p_n und Aktorkräfte F_n berechnet. Diese stehen in Wechselwirkung mit der MKSim und der SSim.

Modifikation des konventionellen Systems

WEISS und WYDRA (2019) beschrieben, wie eine eBSS durch Modifikation der Wegeventile des Hauptsteuerblocks mit getrennten Steuerkanten ausgestattet werden kann. Eine unabhängige Steuerung zwischen dem Aktorzulauf und -ablauf wurde hergestellt, indem je Aktor anstatt eines 8/3-Wegeventils, zwei 4/3 Wegeventile installiert wurden (Abbildung 8, links). Dadurch gewinnt das System einen neuen Steuerungsfreiheitsgrad. Um die dadurch steigende Komplexität zu verringern, werden die Steuerkanten PA und AT sowie PB und BT derart gewählt, dass geometrisch jeweils zwischen Pumpen- und Tanksteuerkante derselbe Zusammenhang zwischen Schieberweg $y_{A/B}$ und Steuerkantenquerschnittsöffnung $A_{P/T}$ ($y_{A/B}$) besteht. Abbildung 8 (rechts) zeigt diese Modifikation zwischen dem System mit der konventionellen Steuerung (SCHERER 2015) und mit der Referenzsteuerung (WEISS und WYDRA 2019).

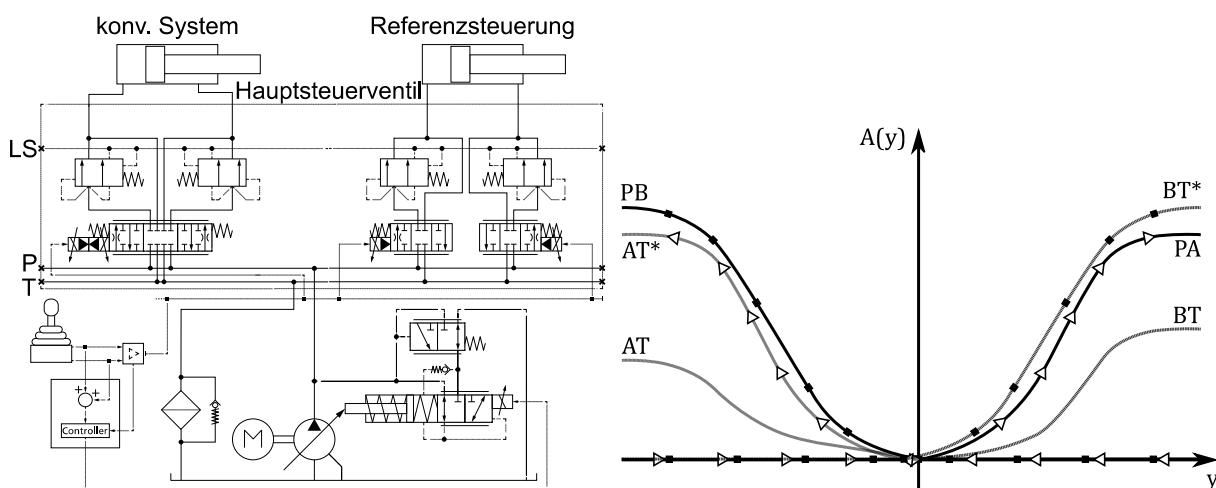


Abbildung 8: Ersatz des 8/3-Wegeventils durch zwei separat ansteuerbare 4/3-Wegeventile (links) nach WYDRA et al. (2017); Anpassung der Steuerkanten (rechts)

Die Regelstrategie nach WYDRA et al. (2017) ermöglicht sowohl bei passiven als auch aktiven Lasten die Steuerung eines Aktors. In der Regelstrategie ist vorgesehen, dass die Zulaufsteuerkante durch einen offenen Regelkreis direkt gesteuert wird. Die Ablaufsteuerkante wird durch einen vorgesteuerten geschlossenen Regelkreis eingestellt. Die Vorsteuerung ist proportional zum Steuersignal der Zulaufsteuerkante. Das dadurch erreichte Steuerungsverhalten entspricht dem der konventionellen Steuerung. Somit wird eine aktive Last vom System stets wie eine passive Last gesteuert. Parallel wird die Ablaufsteuerkante durch eine Regelung des Druckes auf der Aktorzulaufseite stetig weiter geöffnet, sodass der benötigte Pumpendruck reduziert wird und das System während der Bewegung energetisch optimiert wird. Das Steuerungskonzept ist in Abbildung 9 als Blockschaltbild dargestellt. Diese Regelstrategie nutzt als Eingangsgrößen das vom Nutzer vorgegebene Steuersignal u_n , einen festgelegten Solldruck $p_{\text{soll,zu,n}}$ für den Aktorzulauf und die aktuellen Aktordrücke $p_{A,n}$, $p_{B,n}$ an den

Aktoranschlüssen A und B. Mit diesen Informationen werden die Schieberpositionen $y_{A,n}$, $y_{B,n}$ für die Wegeventile des Hauptsteuerblocks berechnet. Im HSim-Modell werden diese Schieberpositionen durch Kennfelder in die Steuerkantenöffnungen $A_{AT,n}$, $A_{PA,n}$, $A_{PB,n}$ und $A_{BT,n}$ umgerechnet.

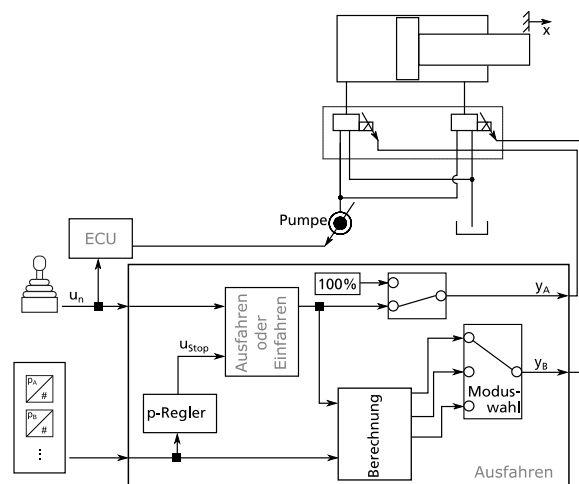


Abbildung 9: Steuerungsaufbau der Referenzsteuerung (nach WYDRA et al. 2017)

Das Resultat der von WYDRA et al. (2017) vorgestellten Regelstrategie wird anhand Abbildung 10 näher erläutert. Auf der linken Seite sind die Steuersignale für den Zu- und Ablauf eines Aktors dargestellt, auf der rechten Seite die Drücke am Aktorz- und -ablauf. Das konventionelle System mit zusammenhängenden Steuerkanten wird durch die blauen Linien dargestellt. Das Referenzsystem mit getrennten Steuerkanten wird durch die roten Linien dargestellt. Zwischen Sekunde 2 und 5 wird der Hydraulikzylinder aus- und zwischen Sekunde 7 und 10 eingefahren. Während der ausfahrenden Bewegung besteht eine passive Last. Die Steuersignale von Zu- und Ablauf verhalten sich proportional. In Abbildung 10 (links) ist zu erkennen, dass die Ablaufsteuerkante $y_{B,HM}$ (rot) weiter geöffnet ist als $y_{B,konv}$ (blau). Dadurch wird der benötigte Pumpendruck bei passiven Lasten verringert, Abbildung 10 (rechts). Während der einfahrenden Bewegung ist zu erkennen, dass bei $y_{A,HM}$ die Vorsteuerung zunächst einen ähnlichen Schieberweg für den Ablauf einstellt wie $y_{A,konv}$. Die Druckregelung führt im weiteren Verlauf der Bewegung zu einer Öffnung der Ablaufsteuerkante $y_{A,HM}$ (Abbildung 10, links). Ab ca. 8,5 s wird ein stationärer Wert erreicht. Ab da ist $y_{A,HM}$ weiter geöffnet als $y_{A,konv}$, was zu einem reduzierten Pumpendruck führt (Abbildung 10, rechts).

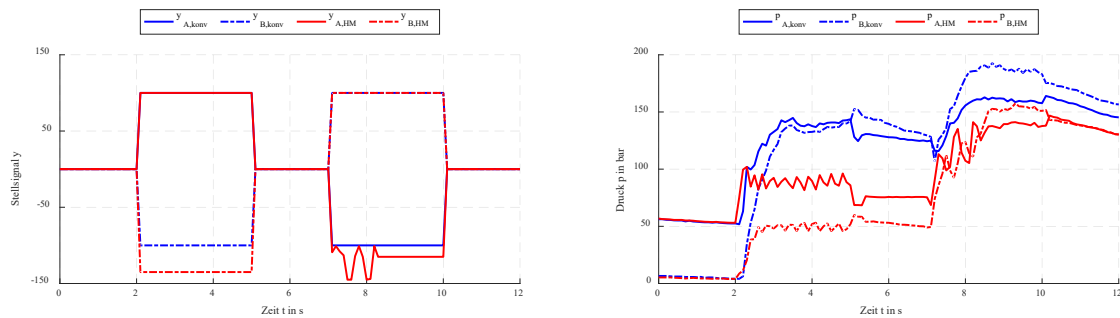


Abbildung 10: Verlauf des Ventilschieberwegs y (links) und des Drucks der Aktoranschlüsse A/B (rechts) während des Ein- und Ausfahrens eines Differentialzylinders für die konventionelle Steuerung (blau) und die Referenzsteuerung (rot) (WEISS und WYDRA 2019)

Methode zur Erstellung des künstlichen neuronalen Netzes

Nachdem das Hydrauliksystem vorgestellt wurde, beschreiben dieser und die folgenden Abschnitte das Vorgehen sowie die Ergebnisse für das Imitieren und Optimieren mittels künstlicher neuronaler Netze (KNN). Für das Erstellen und Trainieren des KNN wird eine Kombination aus überwachtem und bestärkendem Lernen angewendet. Der Ablauf ist in Abbildung 11 dargestellt. Das überwachte Lernen wird genutzt, um dem KNN ein Zielverhalten anzutrainieren. Dies geschieht anhand von Trainingsdaten, welche aus Eingangs- und Ausgangsdaten des Referenzsystems bestehen. Zur Erzeugung der Trainingsdaten werden im gesamten Parameterraum der Referenzsteuerung systematisch variierte Eingangsdaten vorgegeben und die Ausgangsdaten aufgezeichnet. Das primäre Ziel ist es, geeignete Netzparameter und Initialgewichte zu bestimmen. Die gesuchten Netzparameter sind die Anzahl an verdeckten Schichten und die Anzahl an Neuronen je Schicht.

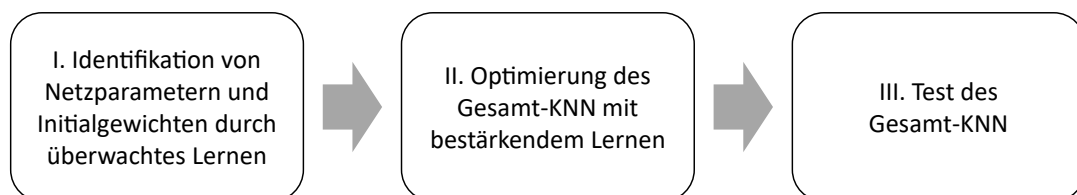


Abbildung 11: Ablauf für die Erstellung der KNN-Steuerung

Beim nachfolgenden bestärkenden Lernen werden schrittweise Änderungen der Gewichte des Gesamt-KNN durchgeführt. Mit jeder Änderung wird eine neue Simulation ausgeführt und dessen Ergebnisse positiv oder negativ bewertet (GOODFELLOW et al. 2018). BLUME UND JAKOB (2009) beschreiben die Kombination der zwei Lernverfahren sowie Vor- und Nachteile detailliert.

Identifikation von Netzparametern mit überwachtem Lernen

Die Regelstrategie nach WYDRA et al. (2017) verwendet geschlossene Regelkreise. Um geschlossene Regelkreise abbilden zu können, muss das KNN ein Zeitverhalten besitzen. Dies lässt sich z. B. über externe, zeitverzögerte Rückkopplungen realisieren (BERNS 1994). Eine Rückkopplung von vielen Neuronen führt zu einer großen Anzahl von Parametern. Da die theoretische Zeit zur Identifikation der optimalen Gewichte exponentiell mit der Anzahl an Gewichten wächst, werden so wenige Rückkopplungen wie möglich verwendet.

Um dies zu erreichen, wird die gesamte Steuerungsaufgabe in kleine, abgegrenzte und voneinander unabhängige Teilaufgaben zerlegt. Für jede Teilaufgabe wird ein eigenes Teil-KNN trainiert. Die einzelnen Teil-KNN werden im Anschluss zusammengesetzt und als ein Gesamt-KNN betrachtet. Die Steuerungsaufgabe kann dadurch von einem Gesamt-KNN mit einer geringen Anzahl an Parametern ausgeführt werden. Dies wirkt sich beim späteren bestärkenden Lernen positiv auf die zur Optimierung notwendige Rechenzeit aus. Das Vorgehen zur Erstellung eines strukturoptimierten Teil-KNN durch überwachtes Lernen ist in Abbildung 12 dargestellt. Die Schritte 1) bis 3) werden zunächst anhand der nachzuahmenden Steuerung, hier der Referenzsteuerung, durch Analyse manuell erstellt. Sowohl die von der Referenzsteuerung ausgegebenen Ausgangsdaten als auch die Eingangsdaten werden für jedes Teil-KNN entsprechend der Maximal- und Minimaldaten auf einen Bereich von -1 bis 1 skaliert. In den Schritten 4) und 5) werden die Netzparameter der Teil-KNN automatisiert schrittweise erhöht, bis der quadratische Fehler zwischen den Trainingsdaten und den Ergebnissen der Teil-KNN kleiner als 0,02 % des maximalen Ausgangsdatums sind. Ob es bei den einzelnen Teil-KNN zu einer Überanpassung kommt, auch Overfitting (engl.) genannt, oder nicht, ist zunächst irrelevant, da die Gewichte des Gesamt-KNN im weiteren Verlauf aufgrund der Optimierung geändert werden.

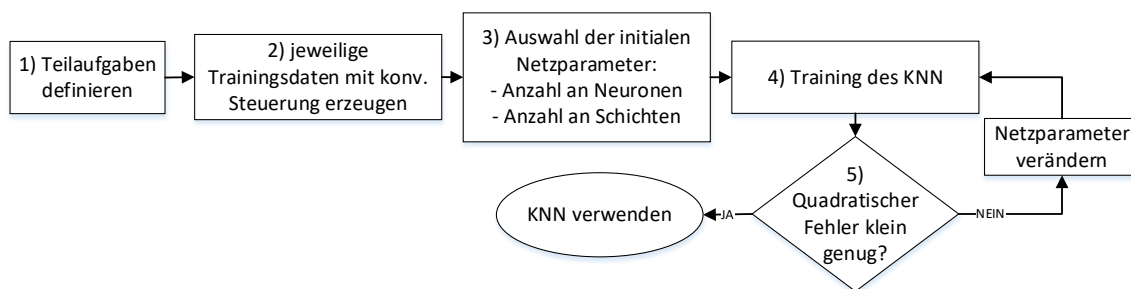


Abbildung 12: Ablauf für das überwachte Lernen (nach BAUER 2019)

Als Teil-KNN werden klassische Feedforward-Multi-Layer-Perceptron(MLP)-Netze benutzt. In den ersten verdeckten Schichten wird eine Tansig-Aktivierungsfunktion eingesetzt. In der letzten verdeckten Schicht wird eine lineare Aktivierungsfunktion eingesetzt. Zur Potenzialbestimmung wird in allen verdeckten Schichten eine gewichtete Summe mit Absoluttermen eingesetzt (MIKUT 2008). Die Anzahl der Trainingsdaten pro Netz sowie die sich daraus ergebenden Netzparameter sind in Tabelle 1 aufgelistet.

Tabelle 1: Finale Daten der Teil-KNN

	Teil-KNN 1	Teil-KNN 2	Teil-KNN 3
Eingänge Teil-KNN	Δp zeitverzögerter Ausgang von Teil-KNN 1	Δp Ausgang Teil-KNN 1	Q_{soll} Ausgang Teil-KNN 2
Anzahl Trainingsdaten	316.201	316.201	56.481
Anzahl Neuronen verdeckte Schicht 1	2	2	4
Anzahl Neuronen verdeckte Schicht 2	1	1	1
Quadratischer Fehler bezogen auf maximale Ausgangsgröße	$2,854 \cdot 10^{-12}$	$1,869 \cdot 10^{-10}$	$2,757 \cdot 10^{-9}$

Das resultierende Gesamt-KNN zur Abbildung der Referenzsteuerung ist schematisch in Abbildung 13 dargestellt. Das Gesamt-KNN besteht aus drei Teil-KNN mit jeweils zwei verdeckten Schichten. Zusammen beinhalten diese 11 Neuronen. Insgesamt gibt es 28 Gewichte.

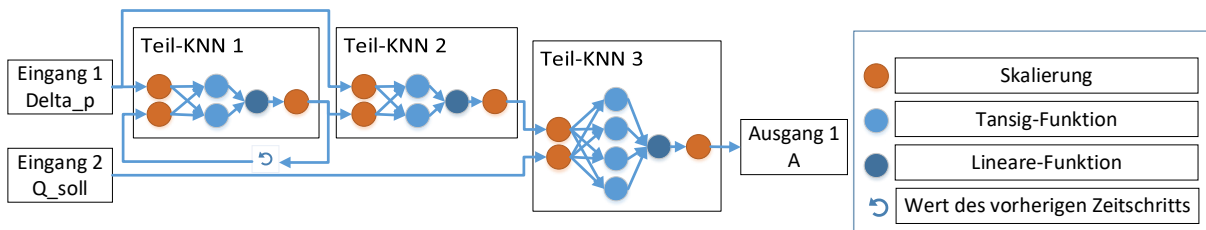


Abbildung 13: Aufbau der KNN-Steuerung bestehend aus mehreren Teil-KNN

Optimierung des künstlichen neuronalen Netzes mit bestärkendem Lernen

Zur Optimierung des Gesamt-KNN werden dessen Gewichte gemäß Abbildung 14 iterativ mit dem Patternsearch-Algorithmus verändert. Die zu optimierenden Zielgrößen sind die benötigte Pumpenenergie E je Zyklus sowie die Steuerungsabweichung γ , welche die Abweichung zwischen Soll- und Ist-Geschwindigkeit des Aktors beschreibt. Details des verwendeten Algorithmus sind in MATHWORKS (2019a, b) beschrieben. Die Veränderung der Gewichte wird, wie von BAUER (2019) beschrieben, durch eine iterative Bewertung des Gesamtsystems bestimmt. Jede Generation besteht dabei aus einem Parametersatz an Gewichten.

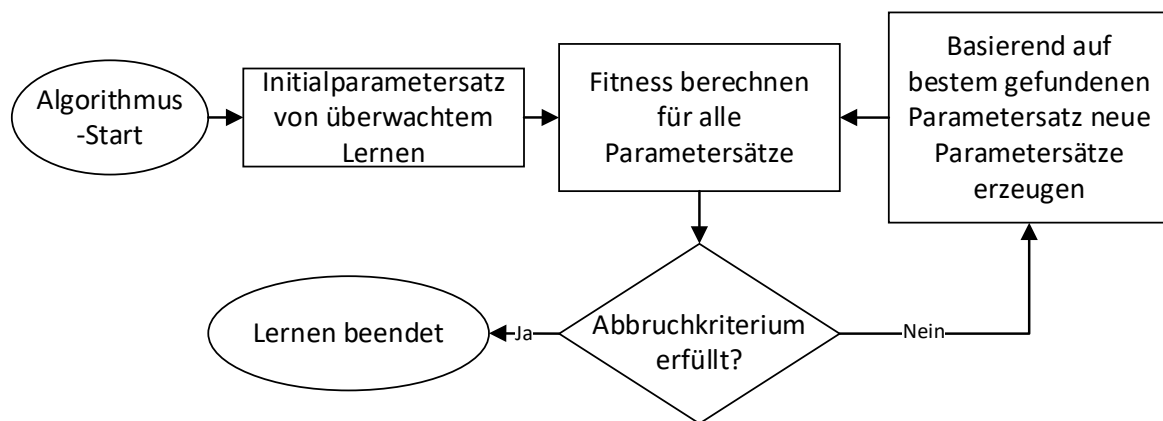


Abbildung 14: Ablauf des bestärkenden Lernens unter Verwendung des Patternsearch-Algorithmus (nach BAUER 2019)

Das Gesamtsystem wird für jeden Parametersatz mit sechs unterschiedlichen Optimierungszyklen simuliert. Jeder Optimierungszyklus wird hinsichtlich seines Energieverbrauchs E und seiner Steuerungsabweichung γ bewertet. Der Energieverbrauch E ergibt sich auf hydraulischer Seite aus der Integration der notwendigen Pumpenleistung (Gleichung 3).

$$E = \int P_P dt = \int \Delta p_P \cdot Q_P dt \tag{Gl. 3}$$

Die Steuerungsabweichung γ wird als Summendifferenz zwischen der Soll- und Ist Geschwindigkeit eines Aktors berechnet (Gleichung 4).

$$\gamma = \int v_{soll} - v_{ist} dt \tag{Gl. 4}$$

Die KNN-Steuerung nutzt als Eingangssignale das Steuersignal u_n und den Aktordruck des ablaufenden Anschlusses $\Delta p_{ab,n}$. Um eine Steuerung ohne die Einflüsse eines Nutzers optimieren zu können, werden sechs manuell erstellte Steuersignale u_n vorgegeben. Die sechs Optimierungszyklen geben unterschiedliche Sollgeschwindigkeiten zwischen 0 und 100 % der maximalen Geschwindigkeit v_{max} vor. Die Geschwindigkeitsprofile der Trainingszyklen sind in Abbildung 15 dargestellt.

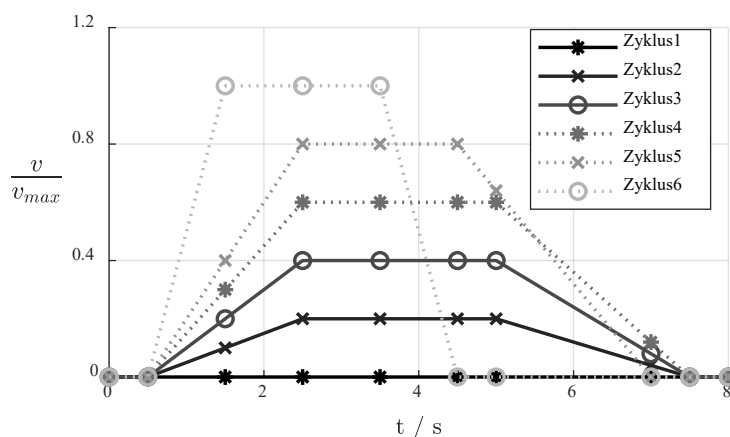


Abbildung 15: Vorgegebene Steuersignale der sechs Optimierungszyklen

Zur Bewertung der Parametersätze werden vier Kriterien betrachtet. Diese müssen erfüllt werden, damit ein Parametersatz positiv bewertet und somit weiter optimiert wird. Hierbei wird betrachtet, inwieweit ein veränderter Parametersatz eine Verbesserung im Gesamtsystem bewirkt. Hierfür wird die Summe des Energieverbrauchs E_i bei allen der sechs Optimierungszyklen bzw. die Summe der Steuerungsabweichung γ_i bei allen sechs Optimierungszyklen betrachtet. Es ergeben sich folgende zwei Bedingungen:

- Der Gesamtenergieverbrauch des aktuell betrachteten Parametersatzes ist kleiner als der Gesamtenergieverbrauch des bislang besten Parametersatzes (Gleichung 5).

$$\sum_{i=1}^6 E_i < \sum_{i=1}^6 E_{i,best} \tag{Gl. 5}$$

- Die Gesamtsteuerungsabweichung des aktuell betrachteten Parametersatzes ist maximal 2 % größer als die Gesamtsteuerungsabweichung, welche durch den ursprünglichen Parametersatz erreicht wurde (Gleichung 6).

$$\sum_{i=1}^6 \gamma_i < \sum_{i=1}^6 (\gamma_{i,0}) \cdot 1,02 \tag{Gl. 6}$$

Um zu verhindern, dass das Gesamt-KNN in einzelnen Bereichen übermäßig optimiert wird, während sich das Systemverhalten in anderen Betriebsbereichen verschlechtert, wird zur Bewertung auch der Energieverbrauch bzw. die Steuerungsabweichung jedes einzelnen Optimierungszyklus betrachtet. Der Energieverbrauch E_i bei jedem einzelnen der sechs Optimierungszyklen darf maximal 5 % größer sein als der Energieverbrauch $E_{i,\text{best}}$, welcher vom bislang besten Parametersatz bei dem jeweiligen Optimierungszyklus erreicht wurde (Gleichung 7).

$$E_i \leq E_{i,\text{best}} \cdot 1,05; i = 1 \dots 6 \quad (\text{Gl. 7})$$

Die Steuerungsabweichung γ_i bei jedem einzelnen der sechs Optimierungszyklen darf maximal 2 % größer sein als die Steuerungsabweichung $\gamma_{i,0}$, welche mit dem ursprünglichen Parametersatz für den betreffenden Optimierungszyklus erreicht wurde (Gleichung 8).

$$\gamma_i \leq \gamma_{i,0} \cdot 1,02; i = 1 \dots 6 \quad (\text{Gl. 8})$$

Für die Optimierung wurden auf einem institutseigenen Computer 41 Generationen an Parametersätzen berechnet. In Tabelle 2 sind die Systemdaten für den zur Optimierung verwendeten Computer dargestellt. Die Rechendauer betrug insgesamt 90 Stunden.

Tabelle 2: Systemdaten des verwendeten Computers zur Optimierung des KNN

Betriebssystem	Anzahl Prozessoren	Prozessortyp	Taktfrequenz in GHz	Anzahl Prozessorkerne je Prozessor	Arbeitsspeicher in GB
Windows Server 2008 R2 Enterprise	2	Intel Xenon CPU X5680	3,33	6	48

Ergebnisse der Optimierung für das bestärkende Lernen

Abbildung 16 stellt je Generation die Summe des Energieverbrauchs (Trainingsfitness) dar, welcher insgesamt durch die sechs Optimierungszyklen beim besten Individuum der jeweiligen Generation verursacht wird. Das Ergebnis hat sich nach 41 Generationen um ca. 14,6 % verbessert. Es ist zu erkennen, dass die größte Verbesserung zwischen der 6. und 12. Generation stattgefunden hat. Eine weitere signifikante Verbesserung ist zwischen der 20. und 25. Generation zu erkennen. Wann große Verbesserungen auftreten und ob der in Generation 41 gefundene Parametersatz die beste Lösung darstellt, kann aufgrund der Blackbox-Eigenschaften eines KNN nicht eindeutig benannt werden.

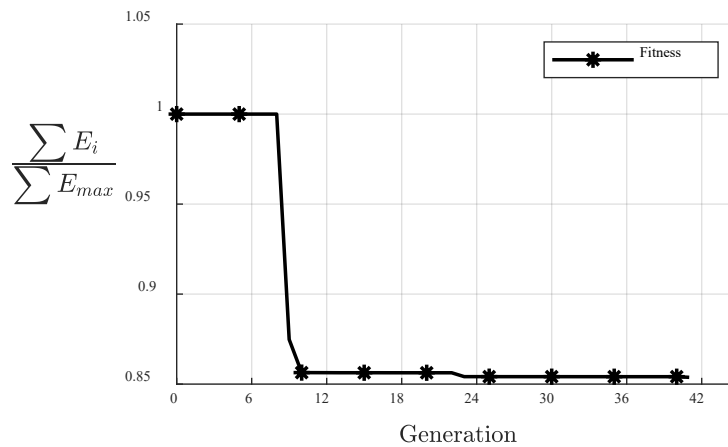


Abbildung 16: Verlauf des Energieverbrauchs über Generationen von Parametersätzen

In Abbildung 17 sind für die einzelnen Optimierungszyklen der relative Energieverbrauch E (links) und die relative Steuerungsabweichung γ (rechts) des Steuerungssystems mit initialem und optimiertem Parametersatz für das Gesamt-KNN dargestellt. Bei den Optimierungszyklen konnte maximal eine Reduzierung des Gesamtenergieverbrauchs um $\Delta E \approx 14,6\%$ gegenüber der initialen KNN-Steuerung erreicht werden. Es ist zu erkennen, dass der Energieverbrauch bei jedem Optimierungszyklus eine Verbesserung aufweist. Die Gesamtsteuerungsabweichung konnte im Mittel um $\Delta\gamma \approx 4,33\%$ verbessert werden.

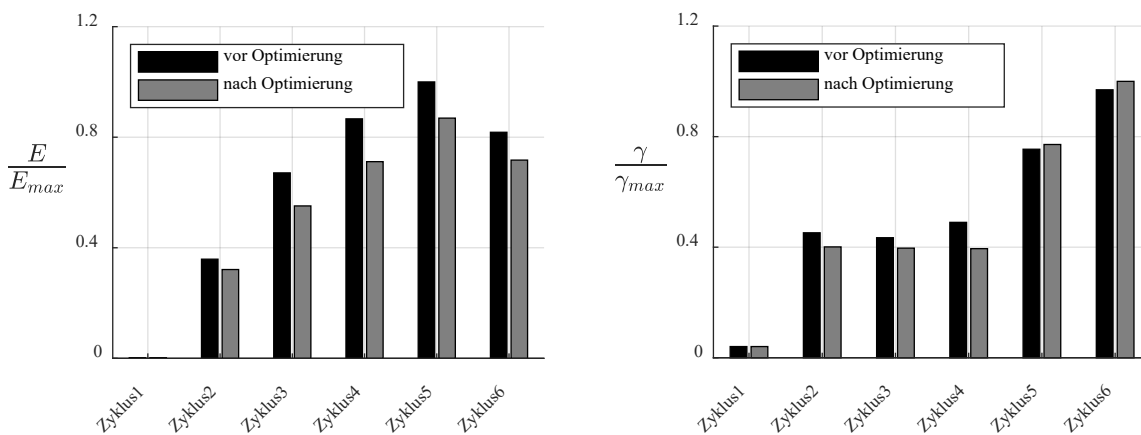


Abbildung 17: Relativer Energieverbrauch E bzgl. des maximalen Energieverbrauchs aller Werte E_{max} (links); relative Steuerungsabweichung γ bzgl. der maximalen Steuergüte aller Werte γ_{max} bei allen sechs Optimierungszyklen (rechts)

Beim Training künstlicher neuronaler Netze kann es nach GOODFELLOW et al. (2018) aus unterschiedlichen Gründen zu einem Overfitting kommen. Ein Overfitting kann überprüft werden, indem das erstellte Gesamt-KNN unter anderen Testbedingungen eingesetzt wird und dieselben Bewertungskriterien für einen Vergleich herangezogen werden. Aus diesem Grund wird die optimierte KNN-Steuerung an elf Testzyklen, welche möglichst heterogene Betriebsbereiche abbilden, getestet. Die Testzyklen bestehen dieses Mal aus definierten Wegtrajektorien, welche von einem Nutzermodell abgefahren werden (Abbildung 18). Die Wegtrajektorien sind so gewählt, dass die resultierenden Soll-Geschwindigkeiten sich von den Trainingszyklen unterscheiden.

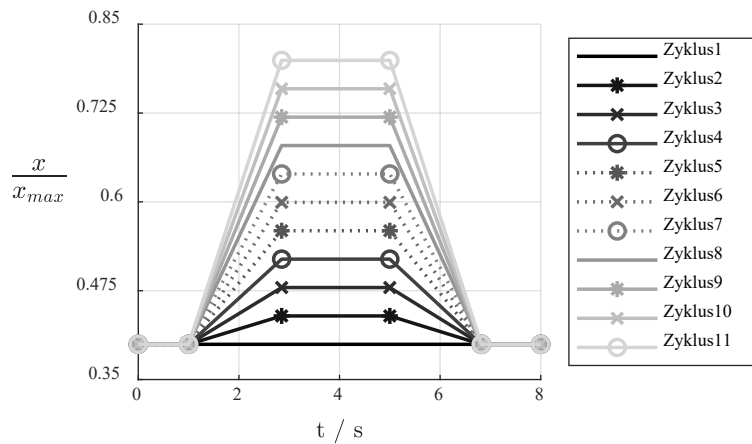


Abbildung 18: Testzyklen als Vorgabe für das Nutzermodell zur Überprüfung, ob ein Overfitting des Gesamt-KNN vorliegt

In Abbildung 19 sind der Energieverbrauch E und die Steuerungsabweichung γ der Steuerungssysteme mit initialem und optimiertem Parametersatz für alle elf Testzyklen dargestellt. Bei allen elf Testzyklen ist der Gesamtenergieverbrauch der optimierten KNN-Steuerung im Schnitt um $\Delta E \approx 14,44\%$ gegenüber der initialen KNN-Steuerung reduziert. Die Gesamtsteuerungsabweichung konnte im Schnitt um $\Delta \gamma \approx 8,13\%$ gegenüber der ursprünglichen KNN-Steuerung verbessert werden. Bei keinem der elf Testzyklen ist der Energieverbrauch des Systems mit optimiertem Parametersatz schlechter als mit dem initialen Parametersatz. Die Steuerungsabweichung ist beim System mit optimiertem Parametersatz bei fünf von elf Testzyklen besser als mit dem initialen Parametersatz, bei vier von elf Testzyklen schlechter und bei zwei von elf Testzyklen gleichauf. Damit liegt keine Überanpassung vor, sodass aufgrund der Ergebnisse der optimierte Parametersatz des Gesamt-KNN von den Autoren als ausreichend trainiert beurteilt wird.

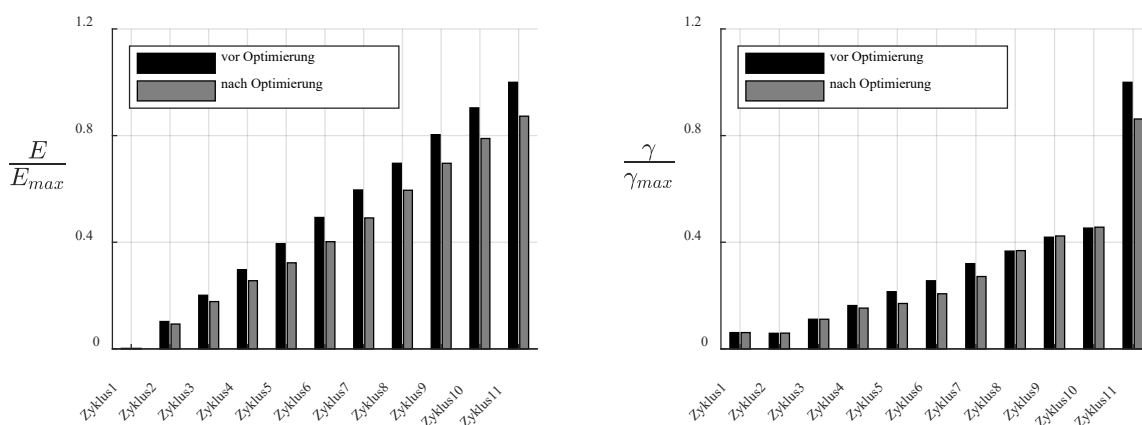


Abbildung 19: Relativer Energieverbrauch E bzgl. des maximalen Energieverbrauchs aller Werte E_{max} (links); relative Steuerungsabweichung γ bzgl. der maximalen Steuergüte aller Werte γ_{max} bei allen elf Testzyklen (rechts)

Vergleich von konventioneller Steuerung, Referenzsteuerung und optimierter KNN-Steuerung

Im Folgenden werden die Steuerbarkeit und der Energiebedarf aller drei Steuerungssysteme – konventionelle Steuerung (Konv), Referenzsteuerung (Ref) und KNN-Steuerung – diskutiert. Die Steuerbarkeit wird durch die relative Abweichung zwischen der Soll- und Ist-Trajektorie des Wippzylinders $\Delta x_{Wipp,s}$ angegeben (Gleichung 9).

$$\Delta x_{Wipp,s} = \frac{(x_{nominal} - x_s)}{x_{nominal}}; s = Konv, Ref, KNN \tag{Gl. 9}$$

Die relative Abweichung zwischen der Soll- und Ist-Trajektorie beträgt bei der konventionellen Steuerung im Mittel $\Delta x_{Wipp,Konv} = (0,6 \pm 11) \%$, bei der Referenzsteuerung $\Delta x_{Wipp,Ref} = (0,6 \pm 10) \%$ und bei der KNN-Steuerung $\Delta x_{Wipp,KNN} = (-0,2 \pm 4) \%$. Die Wege x_s sind im oberen Diagramm in Abbildung 20 relativ zur Gesamtausfahrlänge des Wippzylinders x_0 dargestellt. Zur besseren Darstellung sind im unteren Diagramm in Abbildung 20 die relativen Abweichungen der Ist- zur Soll-Trajektorie bezogen auf die Gesamtausfahrlänge des Wippzylinders x_0 in % dargestellt.

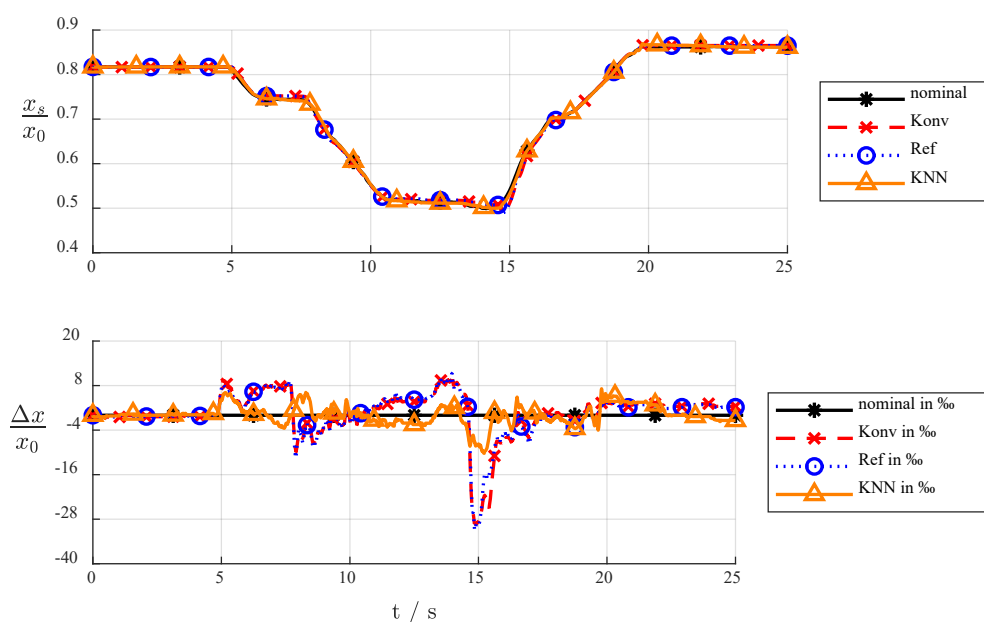


Abbildung 20: Relativer Wegverlauf des Wippzylinders bei Verwendung der konventionellen Steuerung (Konv) (oben), der Referenzsteuerung (Ref) und der optimierten KNN-Steuerung; relative Abweichung der Soll- und Ist-Trajektorie Δx zur Gesamtausfahrlänge des Wippzylinders x_0 (unten)

Zur Darstellung der Ursachen für eine Energieeffizienzsteigerung wird der p - Q -Verlauf der Pumpe, bezogen auf den maximalen Systemdruck p_{max} und den maximalen Pumpenvolumenstrom Q_{max} bei einer festen Drehzahl n verglichen (Abbildung 21). Es ist zu erkennen, dass sowohl die Referenzsteuerung als auch die KNN-Steuerung das Druckniveau gegenüber der konventionellen Steuerung im Mittel um ca. $\Delta p_{Ref} = -2,7 \text{ MPa}$ (7,9 %) bzw. $\Delta p_{KNN} = -2,5 \text{ MPa}$ (7,2 %) senken. Bei einem annähernd gleichen Volumenstrom mit einer mittleren Abweichung von ca. $\Delta Q_{Ref} = 1,1 \%$ bzw. $\Delta Q_{KNN} = 1,3 \%$ zur konventionellen Steuerung reduziert sich die notwendige Leistung des Systems.

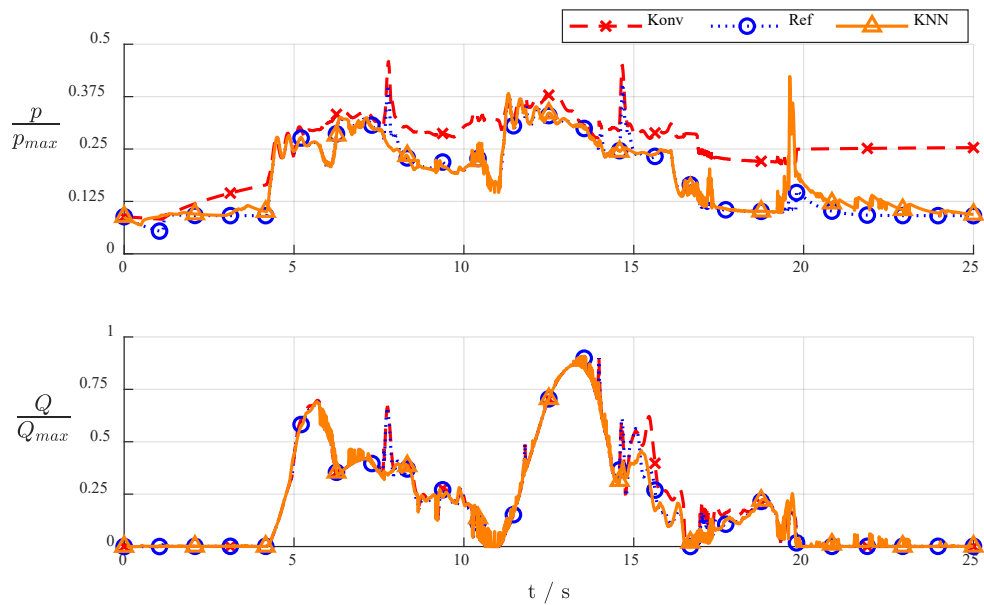


Abbildung 21: Verläufe für den Pumpendruck (oben); Verläufe für den Pumpenvolumenstrom (unten)

Das Resultat des verringerten Druckniveaus zeigt sich am Leistungs- und Energiebedarf der Pumpe (Abbildung 22). Die dargestellte Leistung und Energie sind auf die maximale Leistung $P_{Konv,max}$ und Energie $E_{Konv,max}$ der konventionellen Steuerung bezogen. In den Bereichen zwischen ca. 7 und 10 s sowie ca. 14 und 16 s ist zu erkennen, dass die benötigte Pumpenleistung für die Referenz- und KNN-Steuerung geringer ist als bei der konventionellen Steuerung. Dieser Unterschied wird bei der Betrachtung der Energie besonders ersichtlich. Am Ende eines Referenzzyklus beträgt die Energiedifferenz der Referenzsteuerung bzgl. der konventionellen Steuerung $\Delta E_{Ref} = -18,7 \%$ und die der KNN-Steuerung $\Delta E_{KNN} = -20,5 \%$.

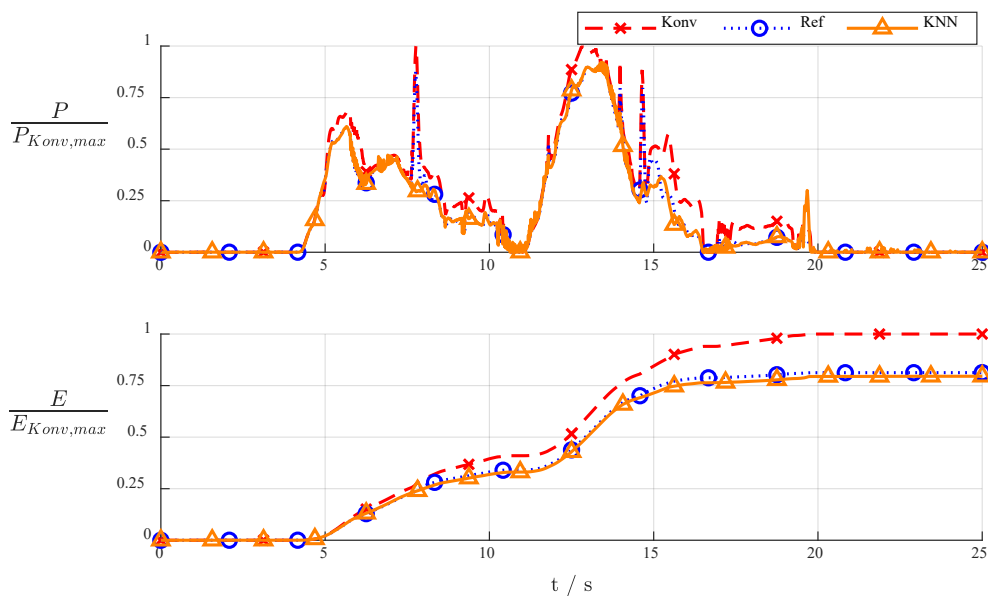


Abbildung 22: Verlauf der hydraulischen Pumpenleistung (oben); Summe der benötigten hydraulischen Pumpenenergie (unten)

Schlussfolgerungen

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass es einsatzbereite Forschungslösungen gibt, welche zum bestehenden Stand der Technik signifikante Vorteile in der Energieeffizienz und Steuerbarkeit bieten. Des Weiteren zeigt dieser Beitrag, dass bestehende komplexe Steueralgorithmen durch künstliche neuronale Netze (KNN) imitiert und anschließend optimiert werden können.

Anhand der Applikation der Steueralgorithmen auf den Arbeitsantrieb eines Forstkrans konnte gezeigt werden, dass die Steuerstrategie einer bestehenden elektrohydraulischen Bedarfsstromsteuerung mit getrennten Steuerkanten (Referenzsteuerung) durch ein KNN abgebildet werden kann. Diese KNN-Steuerung weist, mit dem bisherigen Stand der Optimierung, gegenüber der Referenzsteuerung keine signifikanten Verbesserungen oder Verschlechterungen der Energieeffizienz oder Steuergüte auf. Für diesen Beitrag wurden mit dem Patternsearch-Algorithmus 41 Generationen an Parametersätzen erzeugt. Es kann somit nicht ausgeschlossen werden, dass weitere Durchläufe zu einer signifikanten Verbesserung führen könnten. Wäre dies der Fall, bietet dieses Verfahren die Möglichkeit, andere, bestehende Steueralgorithmen als KNN abzubilden und zu optimieren. Es ist zu erwähnen, dass aufgrund der benötigten Trainingsdaten diese Methode keine selbstlernenden Eigenschaften besitzt und somit für unbekannte Systeme nicht genutzt werden kann.

Daher bleibt unter anderem offen,

- wie hundertprozentig selbstlernende Steueralgorithmen für elektrohydraulische Antriebe generiert werden können.
- welches Verhalten die erzeugte KNN-Steuerung in nicht getesteten Testszenarien und Zyklen aufzeigt.
- ob eine Adaptionmöglichkeit der erzeugten KNN-Steuerung auf unterschiedliche Leistungsklassen bei gleichem systemischem Aufbau nur durch Anwendung des bestärkenden Lernens gegeben ist.
- ob eine Anwendung der vorgestellten Methode auf andere Steuerstrategien und Maschinen zu vergleichbaren Ergebnissen führt.

Literatur

- Altenburg, S.; Maur, A. auf der; Labinsky, A.; Eckert, S.; Faltenbacher, M.; Reuter, B. (2017): Nullemissionsnutzfahrzeuge. Vom ökologischen Hoffnungsträger zur ökonomischen Alternative. Studienbericht, Stuttgart, e-mobil BW GmbH
- Axin, M. (2013): Fluid power systems for mobile applications. With a focus on energy efficiency and dynamic characteristics. Dissertation, Linköping, Linköping University, Department of Management and Engineering
- Backé, W.; Baum, H. (2013): Systematik fluidtechnischer Schaltungen. Theoretische Einführung und Simulation von Praxisbeispielen, Aachen, Shaker Verlag
- Bauer, A. (2019): Einsatz neuronaler Netze zur Steuerung von elektrohydraulischen Ventilen. Masterthesis, Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
- Berns, K. (1994): Steuerungsansätze auf der Basis neuronaler Netze für sechsbeinige Laufmaschinen. Dissertation, Sankt Augustin, Infix
- Blume, C.; Jakob, W. (2009): GLEAM – General Learning Evolutionary Algorithm and Method. Ein evolutionärer Algorithmus und seine Anwendungen, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing
- Buxmann, P.; Schmidt, H. (2019): Künstliche Intelligenz. Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, Berlin, Heidelberg, Springer, <https://doi.org/10.1007/978-3-662-57568-0>

- Dengler, P. (2015): Untersuchung zum effizienten Betrieb von Hydraulikzylindern in Konstantdrucksystemen unter Verwendung einer Zwischendruckleitung. Dissertation, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing, <https://doi.org/10.5445/KSP/1000043836>
- Eriksson, B. (2010): Mobile fluid power systems design. With a focus on energy efficiency. Dissertation, Linköping, LiU-Tryck
- Esders, H. (1996): Elektrohydraulisches load sensing für mobile Anwendungen. Dissertation, Düsseldorf, VDI-Verl.
- Findeisen, D. (2006): Öhydraulik, Berlin, Heidelberg, Springer, <https://doi.org/10.1007/3-540-30967-5>
- Geiger, C.; Geimer, M. (2017): Efficiency Optimisation of a Forestry Crane by Implement Hydraulics with Energy Recovery. In: Land.Technik AgEng 2017, Conference Agricultural Engineering; Max-Eyth-Gesellschaft für Agrartechnik; Landtechnik AgEng, 10.-11.11.2017, Hannover, VDI Verlag, S. 175–184, <https://doi.org/10.5445/IR/1000077237>
- Geimer, M.; Pohlandt, C. (2014): Grundlagen mobiler Arbeitsmaschinen, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing, <https://doi.org/10.5445/KSP/1000039443>
- Goodfellow, I.; Bengio, Y.; Courville, A. (2018): Deep Learning. Das umfassende Handbuch. Grundlagen, aktuelle Verfahren und Algorithmen, neue Forschungsansätze, Frechen, mitp Verlags GmbH & Co. KG
- Hänel, F.; Rautenberg, H.; Kunze Günter (2015): Gefährdung durch Feinstaubemissionen von Baumaschinen. Studie, Frankfurt, Forschungsvereinigung Bau- und Baustoffmaschinen e. V.
- Kolks, G.; Weber, J. (2016): Modiciency – Efficient industrial hydraulic drives through independent metering using optimal operating modes. In: 10th International Fluid Power Conference, 08.-10.03.2016, Dresden, Dresdner Verein zur Förderung der Fluidtechnik e. V. Dresden, S. 105–120
- Manner, J.; Palmroth, L.; Nordfjell, T.; Lindroos, O. (2016): Load level forwarding work element analysis based on automatic follow-up data. *Silva Fennica* 50(3), <https://doi.org/10.14214/sf.1546>
- MathWorks (2019a): How Pattern Search Polling Works. https://de.mathworks.com/help/gads/how-pattern-search-polling-works.html?searchHighlight=how%20patternsearch&s_tid=doc_srchtile, Zugriff am 10.12.2019
- MathWorks (2019b): patternsearch. https://de.mathworks.com/help/gads/patternsearch.html?searchHighlight=patternsearch&s_tid=doc_srchtile, Zugriff am 10.12.2019
- Mikut, R. (2008): Data Mining in der Medizin und Medizintechnik. Teilw. zugl.: Karlsruhe, Univ., Habil.-Schr., 2007 u.d.T.: Mikut, Ralf: Automatisierte Datenanalyse in der Medizin und Medizintechnik, Karlsruhe, Universitätsverlag
- Pohlandt, C. (2018): Intelligentes Gesamtmaschinenmanagement für elektrische Antriebssysteme. Dissertation, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing, <https://doi.org/10.5445/KSP/1000081063>
- Renius, K.T. (2019): Fundamentals of tractor design, Cham, Springer, <https://doi.org/10.1007/978-3-030-32804-7>
- Rocca, W. (2003): Lasten sicher im Griff. Zweistufiges-Senkbremsventil mit konstantem und degressivem Gegendruck. *Fluid* 37, S. 8–11
- Scherer, M. (2015): Beitrag zur Effizienzsteigerung mobiler Arbeitsmaschinen. Entwicklung einer elektrohydraulischen Bedarfsstromsteuerung mit aufgeprägtem Volumenstrom. Dissertation, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing, <https://doi.org/10.5445/KSP/1000045508>
- Steindorff, K. (2010): Energierückgewinnung am Beispiel eines ventilgesteuerten hydraulischen Antriebs. Dissertation, Aachen, Shaker Verlag
- Thiebes, P.; Vollmer T. (2011): Modellierung des Fahrers zur Untersuchung von Antriebssträngen in der 1D-Simulation am Beispiel eines Radladers mit Hybridantrieb. In: 3. Fachtagung Hybridantriebe für mobile Arbeitsmaschinen, Lehrstuhl für Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima), 17.02.2011, Karlsruhe, KIT Scientific Publishing, S. 47–59
- Vukovic, M.; Leifeld, R.; Murrenhoff, H. (2017): Reducing Fuel Consumption in Hydraulic Excavators—A Comprehensive Analysis. *Energies* 10(5), S. 687, <https://doi.org/10.3390/en10050687>
- Weiss, B.; Wydra, M. (2019): Elektrohydraulische Bedarfsstromsteuerung mit Hybridfunktion zur Steigerung der Energieeffizienz von Forstmaschinen. Abschlussbericht, Osnabrück, Deutsche Bundesstiftung Umwelt – DBU
- Wydra, M.; Geimer, M.; Weiss, B. (2017): An Approach to Combine an Independent Metering System with an Electro-Hydraulic Flow-on-Demand Hybrid-System, 07.–09.07.2017, Linköping, Sweden, Linköping University Electronic Press, S. 161–170, <https://doi.org/10.5445/IR/1000072317>

- Wydra, M.; Siebert, J.; Weiß, B.; Geimer, M. (2018): Entwicklung einer Kransteuerung auf Basis der MOBIL-Methode. In: 10. Kolloquium Mobilhydraulik, Institut für mobile Maschinen und Nutzfahrzeuge (IMN), Technische Universität Braunschweig, 16.-17.10.2018, Braunschweig, Institut für mobile Maschinen und Nutzfahrzeuge (IMN), S. 1–12, <https://doi.org/10.5445/IR/1000096002>
- Zhang, S.; Minav, T.; Pietola, M.; Kauranne, H.; Kajaste, J. (2019): The effects of control methods on energy efficiency and position tracking of an electro-hydraulic excavator equipped with zonal hydraulics. Automation in Construction 100, S. 129–144, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.01.003>

Autoren

Marco Wydra (M. Sc.), **Chris Geiger (M. Sc.)** sind akademische Mitarbeiter, **Andreas Bauer (M. Sc.)** ist wissenschaftliche Hilfskraft und **Prof. Dr.-Ing. Marcus Geimer** ist Leiter des Institutsteils Mobile Arbeitsmaschinen (Mobima) am Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Rintheimer Querallee 2, 76131 Karlsruhe.
E-Mail: marco.wydra@kit.de

Danksagungen

Teile zur Erstellung dieses Beitrags stammen aus dem Projekt „Forwarder2020“. Dieses Projekt wurde im Rahmen des Fördervertrags Nr. 727883 aus dem Forschungs- und Innovationsprogramm der Europäischen Union Horizon 2020 finanziert.

Teile zur Erstellung dieses Beitrags stammen aus dem Projekt „Elektrohydraulische Bedarfsstromsteuerung mit Hybridfunktion zur Steigerung der Energieeffizienz von Forstmaschinen“. Dieses Projekt wurde durch die Deutsche Bundesstiftung Umwelt (DBU) gefördert, Aktenzeichen AZ 32624/01.

Die Autoren möchten der Firma Fluidon Gesellschaft für Fluidtechnik mbH für die Bereitstellung des Programms DSHplus einen herzlichen Dank aussprechen.