

DISS. ETH NO. 29940

# Learning-Based Excavator Automation

A thesis submitted to attain the degree of

DOCTOR OF SCIENCES  
(Dr. sc. ETH Zurich)

presented by

PASCAL ARTURO EGLI

M.Sc. Robotics, System and Control, ETH Zurich, Switzerland

born on April 20, 1992

accepted on the recommendation of

Prof. Dr. Marco Hutter  
Prof. Dr. Keiji Nagatani

2024

# ABSTRACT

---

This dissertation addresses the automation of hydraulic excavators, specifically, the modeling and controlling of the highly nonlinear machine dynamics and the interaction with the soil during excavation operations. Despite continuing efforts by the research community over the past decades, the automation of heavy-duty equipment is only slowly transitioning into real-world applications. The goal of this thesis is to accelerate this process by facilitating the automation process and extending the capabilities of autonomous excavators. Thereby, Machine Learning (ML)-based methods are leveraged to model and control excavators for accurate bucket control and efficient soil excavation.

Many tasks, such as manipulating stones and trees or grading (surface leveling), require precise and accurate bucket trajectory tracking. Unlike traditional control methods, which rely on accurate modeling and laborious hand-tuning, we propose a data-driven approach to model and control the excavator. Rather than requiring an analytical model of the system, a neural-network model is used that is trained on data collected during operation of the machine. The data-driven model effectively represents the actuator dynamics, including the cylinder-to-joint-space conversion. Requiring only knowledge about the distances between the individual joints, a simulation is set up to train control policies using Reinforcement Learning (RL). The policy outputs pilot stage control commands that can be directly applied to the machine without further fine-tuning or unfounded filtering. In a first step towards RL-based excavator automation, the policy is trained to track randomized position targets. For deployment, the position target is continuously updated to track desired trajectories. The results demonstrate the feasibility of directly applying control policies trained in simulation to the physical excavator for accurate and stable position tracking. However, due to the position control paradigm, the controller always required an offset to the desired trajectory point in order to move, leading to larger trajectory tracking errors. Also, the orientation of the bucket is not considered, which limits its practical utility. To improve the shortcomings of this approach, the control paradigm was changed to account for bucket velocities and include the orientation. With these modifications, the trajectory tracking

performance was improved significantly. Compared to a commercial grading controller, which requires laborious hand-tuning by expert engineers, the learned controller shows higher tracking accuracy, indicating that the achieved performance is sufficient for practical application on construction sites.

Besides accurate trajectory tracking, one of the most fundamental tasks for an excavator is to excavate soil efficiently. Soil properties are hard to predict and can vary even within one scoop, which requires a controller that can adapt online to the encountered soil conditions. The objective is to fill the bucket with excavation material while respecting machine limitations to prevent stalling or lifting of the machine. To this end, we train a control policy in simulation using [RL](#). The soil interactions are modeled based on the *Fundamental Equation of Earth-Moving (FEE)* with heavily randomized soil parameters to expose the agent to a wide range of different conditions. The agent learns to output joint velocity commands, which can be directly applied to the standard proportional valves of the real machine. The experiments demonstrate that the controller can adapt online to changing conditions without the explicit knowledge of the soil parameters, solely from proprioceptive observations assuming flat ground. The capabilities of this controller are then extended to take into account the current terrain elevation and adhere to a maximum-depth constraint to achieve a desired excavation design. The controller is integrated into an autonomous excavation planning system to excavate a complete trench. The experiments demonstrate that the controller can robustly adapt the excavation trajectory based on the encountered conditions and shows competitive performance compared to a professional machine operator.

*Keywords* Autonomous Excavation, Reinforcement Learning, Sim-to-Real, Hydraulic Actuators, Robotics and Automation in Construction

# ZUSAMMENFASSUNG

---

Diese Dissertation befasst sich mit der Automatisierung von Hydraulikbaggern, insbesondere mit der Modellierung und Regelung der hochgradig nichtlinearen Maschinendynamik und der Interaktion mit dem Boden beim Graben. Trotz der kontinuierlichen Bemühungen der Forschungsgemeinschaft in den letzten Jahrzehnten findet die Automatisierung von schweren Maschinen nur langsam den Weg in reale Anwendungen. Das Ziel dieser Arbeit ist es, diesen Prozess zu beschleunigen, indem der Automatisierungsprozess erleichtert und die Fähigkeiten autonomer Bagger erweitert werden. Dabei werden Methoden des maschinellen Lernens eingesetzt, um eine genaue Schaufelsteuerung und ein effizientes Graben zu ermöglichen.

Viele Aufgaben, wie zum Beispiel das Bewegen von Steinen und Bäumen oder das Nivellieren von Oberflächen, erfordern eine präzise Steuerung der Schaufel. Im Gegensatz zu herkömmlichen Regelungsmethoden, die auf einer genauen Modellierung und mühsamen manuellen Abstimmung beruhen, schlagen wir einen datengesteuerten Ansatz zur Modellierung und Steuerung des Baggers vor. Anstelle eines analytischen Modells des Systems verwenden wir ein neuronales Netzwerk, das mit Daten trainiert wird, welche beim Betrieb der Maschinen aufgezeichnet wurden. Das datenbasierte Modell bildet die Aktuatordynamik, einschliesslich der Zylinder-Gelenk-Geometrie, präzise ab. Darüber hinaus müssen lediglich die Abstände zwischen den Gelenken gemessen werden, um so eine Simulation zu erstellen, welche dann für das Trainieren von Steuerungsstrategien mit bestärkendem Lernen genutzt wird. Der Reglerausgang sind Vorsteuerventilströme, die unverändert und ohne unbegründetes Filtern auf die Maschine gegeben werden können. In einem ersten Schritt in Richtung Baggerautomatisierung mit bestärkendem Lernen trainieren wir einen Regler, der mit der Schaufel randomisierte Positionsziele anfahren kann. Im Einsatz wird dann das Positionsziel kontinuierlich aktualisiert, um gewünschte Trajektorien zu verfolgen. Die Resultate zeigen, dass es möglich ist, die in der Simulation trainierten Regler direkt auf den physischen Bagger anzuwenden, um genau und stabil Positionsziele anfahren zu können. Weil der Regler aber darauf trainiert wurde Positionsziele zu verfolgen, benötigt er im praktischen Einsatz immer einen Abstand zum gewünschten Punkt auf

der Trajektorie, was zu grösseren Nachlauf Fehlern führt. Ausserdem wird die Orientierung der Schaufel nicht berücksichtigt, was den praktischen Nutzen einschränkt. Um die Defizite dieses Ansatzes zu beheben, werden nun statt Positionen Geschwindigkeitsziele, inklusive der Ausrichtung der Schaufel, vorgegeben. Mit diesen Verbesserungen konnte die Genauigkeit bei der Trajektorienverfolgung erheblich gesteigert werden. Im Vergleich zu einer kommerziell erhältlichen Abziehautomatik, die eine mühsame manuelle Abstimmung durch erfahrene Ingenieure erfordert, weist der gelernte Regler kleinere Nachlauf Fehler auf und erweist sich somit als geeignet für den praktischen Einsatz auf Baustellen.

Neben dem genauen Regeln der Schaufel besteht eine der wichtigsten Aufgaben eines Baggers darin, effizient zu graben. Da Bodeneigenschaften nur schwer bestimmbar sind und auf kleiner Fläche stark variieren können, muss ein Grabregler in der Lage sein, sich an die angetroffenen Bodenbedingungen anzupassen. Das Ziel ist es, die Schaufel komplett mit Aushubmaterial zu füllen und dabei die Limiten der Maschine zu respektieren, um ein Feststecken oder Abheben der Maschine zu verhindern. Um dieses Ziel zu erreichen, trainieren wir einen Regelalgorithmus in Simulation mit bestärkendem Lernen. Der Bodenkontakt wird basierend auf der *Fundamentalen Gleichung der Erdbewegung* berechnet. Die Bodenparameter werden dabei stark randomisiert, um den Lernagenten einem breiten Spektrum an unterschiedlichen Bedingungen auszusetzen. Der Regler gibt Gelenkgeschwindigkeiten aus, die direkt auf die originalen Proportionalventile der richtigen Maschine gegeben werden können. Die Experimente zeigen, dass der Regler auf sich ändernde Bedingungen reagieren kann, ohne dass Bodenparameter explizit bekannt sein müssen, sondern nur aufgrund propriozeptiver Messungen und geht aber davon aus, dass der Boden eben ist. Dieser Regler wird dann erweitert, um die aktuelle Geländeform zu berücksichtigen und eine maximale Grabtiefe einzuhalten, damit ein gewünschtes Aushubdesign erstellt werden kann. Der Grabregler wird dann in ein autonomes Aushubplanungssystem integriert, um einen kompletten Graben auszuheben. Die Experimente zeigen, dass der gelernte Regler in der Lage ist, den Schaufelpfad robust an die angetroffenen Bedingungen anzupassen und im Vergleich zu einem professionellen Maschinenführer konkurrenzfähig ist.

*Stichworte* Autonomes Baggern, Bestärkendes Lernen, Sim-zu-Real, Hydraulische Aktuatoren, Robotik und Automatisierung im Bauwesen