

Transfer Learning in Multi-Agent Systems

«Exploiting Similarity for Data-Driven Input Trajectory Transfer»

by

Philipp Drebinger 377078

A thesis submitted for the degree of

— **Master of Science** —

in Computational Engineering Science

Examiner: Prof. Dr.-Ing. Jörg Raisch
Co-Examiner: Prof. Dr.-Ing. Clemens Gühmann
Supervisor: M.Sc. Dustin Marlon Lehmann

Eigenständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und eigenhändig sowie ohne unerlaubte fremde Hilfe und ausschließlich unter Verwendung der aufgeführten Quellen und Hilfsmittel angefertigt habe.

Ort, Datum

Philipp Drebingner

Zusammenfassung

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Herausforderung des Transfers von Eingangstrajektorien in heterogenen Multi-Agenten-Systemen, in welchen sich die Agenten durch unterschiedlichen Systemdynamiken unterscheiden. Dabei wird die Idee des Transferlernens genutzt, um den Lernprozess eines Zielagenten durch bereits gelernte Trajektorien eines anderen Agentens zu beschleunigen. Jedoch kann der direkte Transfer von Eingangstrajektorien zwischen Systemen mit unterschiedlichen Dynamiken unerwünschtes Verhalten hervorrufen. Um dieses Problem zu lösen, wird eine Abbildung angewendet, welche die Eingangstrajektorie des ursprünglichen Systems so in eine geeignete Eingangstrajektorie für das Ziel-System transformiert, dass deren Ausgangstrajektorien übereinstimmen.

Eine solche Eingangsübertragungsabbildung aus einfachen Experimenten zu schätzen ist nicht trivial, weshalb bisherige Forschung sich auf den Transfer von Ausgangstrajektorien, adaptive Regelung oder starke Ähnlichkeitsannahmen beschränkt haben. Diese Ansätze haben jedoch entweder einen limitierten Anwendungsbereich oder erfordern umfangreiches Modellwissen.

Diese Arbeit unterscheidet zwischen Eingangs- und Ausgangs-Transfer und liefert ein umfassendes Verständnis über den Transfer von Trajektorien. Es wird eine einfache, datengestützte Methode zur Schätzung einer dynamischen Eingangsübertragungsabbildung für SISO-Systeme vorgestellt, die das Problem des unerwünschten Verhaltens beim Übertragen von Eingangstrajektorien zwischen Systemen mit unterschiedlichen Dynamiken adressiert. Die Methode nutzt strukturelle Ähnlichkeiten in den Systemen, um den Schätzprozess zu vereinfachen und die Übertragungsabbildung als *lifted system* Matrix oder Übertragungsfunktion zu schätzen.

Der Nutzen der geschätzten dynamischen Eingangsübertragungsabbildung wird mit einer statischen Abbildung unter Verwendung eines konstanten, skalaren Faktors, sowie mit einer direkten Übertragung der Eingangstrajektorien verglichen. Es wird gezeigt, dass Eingangs- und Ausgangs-Transfer unter bestimmten Bedingungen äquivalent sind. Die vorgeschlagene Eingangsübertragungsabbildung ist in der Lage, die Unterschiede zwischen Quell- und Ziel-Systemen in verschiedenen simulierten Szenarien signifikant zu reduzieren, was sogar Szenarien mit nichtlinearen und nicht-minimalphasigen Dynamiken miteinschließt.

Im Vergleich zur statischen Abbildung zeigt die dynamische Eingangsübertragungsabbildung einen besseren Transfer, insbesondere wenn sie auf Trajektorien angewendet wird, die nicht Teil der Trainingsdaten sind. Darüber hinaus kann die Modellordnung der Übertragungsabbildung niedriger sein als die theoretisch optimale Ordnung des Transfersystems. Die theoretische Systemordnung sollte in Schätzverfahren daher eher als eine obere Grenze für die optimale Ordnung angesehen werden.

Es ist anzumerken, dass diese Arbeit das Potenzial und die Grenzen der vorgeschlagenen Methode nicht vollständig untersucht und weitere Forschung notwendig ist.

Abstract

This thesis addresses the challenge of input trajectory transfer in heterogeneous multi-agent systems, where each agent has distinct system dynamics.

The concept of transfer learning has been applied to MAS to accelerate the learning process of a target agent by leveraging previously learned trajectories from a different source agent. However, directly transferring input trajectories between agents with dissimilar dynamics can lead to unwanted behaviour. This can be overcome by applying a mapping that transforms the input trajectory of the source system into an appropriate input trajectory for a target system so that their outputs match. Obtaining such an input transfer map from simple experiments is difficult, so previous research often focuses on output transfer, adaptive control or strong similarity assumptions. Those approaches either require extensive model knowledge or have limited usability.

This thesis provides a comprehensive understanding of trajectory transfer, distinguishing the input and output transfer cases and highlighting their similarities. Those insights are then used to propose a simple, data-driven method to estimate a dynamic input transfer map for SISO systems that addresses the aforementioned problem. Structural similarity in the systems is leveraged to simplify the estimation process further. The transfer map is estimated as a lifted system matrix and a transfer function. The performance of the estimated dynamic input transfer map is compared to a static map using a simple gain and to the direct transfer of the input trajectories.

It is shown that input and output transfer are equivalent under certain conditions. An input transfer map based on this assumption was able to significantly reduce the differences between a source and a target system in three simulated scenarios. This even includes scenarios where the systems have nonlinear, non-minimum phase dynamics.

Compared to a static map, the performance of a dynamic input transfer is superior, especially in cases where the estimated transfer map is applied to input trajectories which are not part of the training data. Furthermore, the dynamic input transfer map can have a model order lower than the theoretically expected order of the transfer system, given that the source and target systems are related. Therefore, the expected order only provides an upper limit for the order of an estimated transfer map, and not a recommended choice.

Nonetheless, this thesis alone does not fully explore the potential and limitations of the proposed method. Future research is necessary to address these topics further.

Keywords— input transfer, trajectory transfer, transfer learning, multi-agent systems

Contents

List of Figures	VIII
List of Tables	IX
1 Modeling	1
1.1 Center of Gravity	1
1.2 Moment of inertia	2
1.3 Equation of motion	3
Bibliography	X

List of Figures

1.1	Block Diagram of Input and Output Transfer	1
1.2	Block Diagram of Input and Output Transfer	2

List of Tables

1 Modeling

- Modeling allows for predictive analysis and understanding of the robot's behavior.

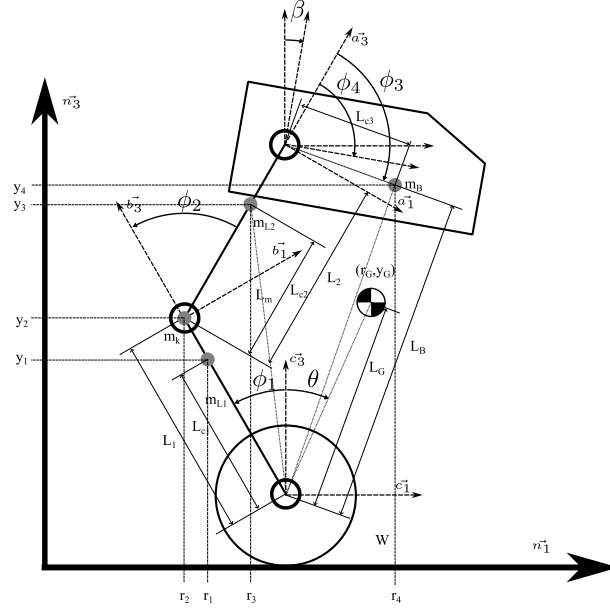


Figure 1.1: Block diagram of input transfer and output transfer from agent $\mathcal{A}^{(i)}$ to agent $\mathcal{A}^{(j)}$

Center of Gravity calculations

1.1 Center of Gravity

- in that section the calculations of the overall center of gravity
- Significance in Dynamics: The stability of an object is directly impacted by the COG position, which also affects how it reacts to forces and moments from the outside world.
- maintain equilibrium,
- accurately determining the COG is crucial for predicting and controlling dynamic behavior

$$\begin{aligned}
 x_{CG} &= \frac{m_{L1}L_{C1}\sin(\phi_1) + m_KL_1\sin(\phi_1) + m_{L2}(L_1\sin(\phi_1) + L_{C2}\sin(\phi_2 - \phi_1))}{m_{L1} + m_{L2} + m_K + m_B} \\
 &+ \frac{m_B(L_1\sin(\phi_1) + L_2\sin(\phi_2 - \phi_1) + L_{C3}\sin(\phi_3 + \phi_2 - \phi_1))}{m_{L1} + m_{L2} + m_K + m_B} \\
 y_{CG} &= \frac{m_{L1}L_{C1}\cos(\phi_1) + m_KL_1\cos(\phi_1) + m_{L2}(L_1\cos(\phi_1) + L_{C2}\cos(\phi_2 - \phi_1))}{m_{L1} + m_{L2} + m_K + m_B} \\
 &+ \frac{m_B(L_1\cos(\phi_1) + L_2\cos(\phi_2 - \phi_1) + L_{C3}\cos(\phi_3 + \phi_2 - \phi_1))}{m_{L1} + m_{L2} + m_K + m_B}
 \end{aligned}$$

$$L_G = \sqrt{x_{CG}^2 + y_{CG}^2} \quad (1.1)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{x_{CG}}{y_{CG}}\right) \quad (1.2)$$

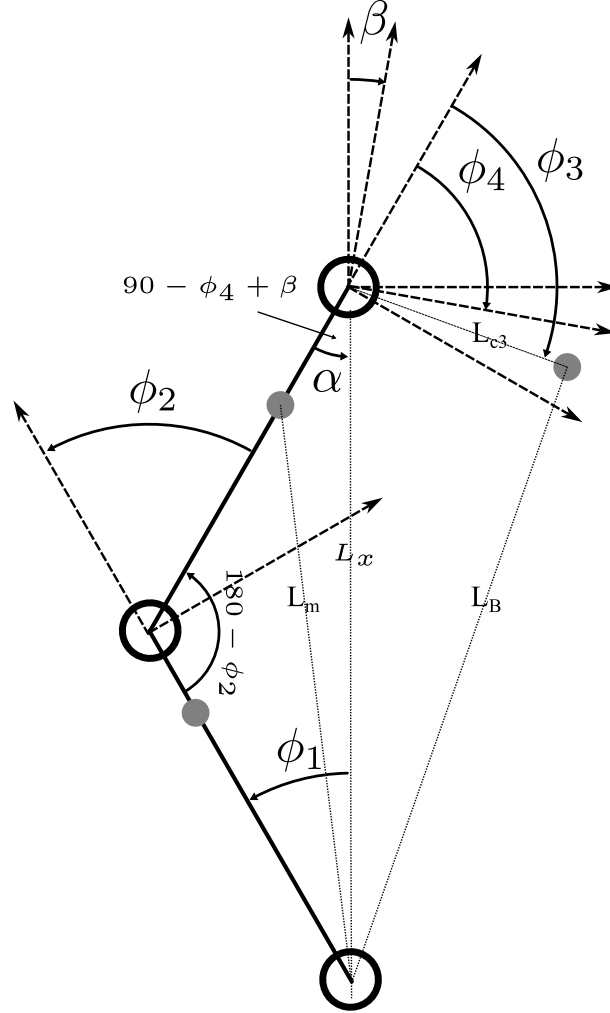


Figure 1.2: Block diagram of input transfer and output transfer from agent $\mathcal{A}^{(i)}$ to agent $\mathcal{A}^{(j)}$

1.2 Moment of inertia

Moment of inertia calculations

$$L_m = \sqrt{L_1^2 + L_{C2}^2 - L_1 L_{C2} \cos(180 - \phi_2)} \quad (1.3)$$

$$L_x = \sqrt{L_1^2 + L_2^2 - L_1 L_2 \cos(180 - \phi_2)} \quad (1.4)$$

$$\alpha = 90 - \phi_4 + \beta \quad (1.5)$$

$$L_b = \sqrt{Lx^2 + L_{C3}^2 - LxL_{C3} \cos(180 - \phi_3 - \alpha)} \quad (1.6)$$

$$I_{L1} = \frac{1}{12} m_{L1} (a_1^2 + b_1^2) \quad (1.7)$$

$$I_K = \frac{1}{2} m_K R_m^2 \quad (1.8)$$

$$I_B = \frac{1}{12} m_B (a_B^2 + b_B^2) \quad (1.9)$$

$$I = I_{L1} + m_{L1} L_{C1}^2 + I_K + m_K L_1^2 + I_{L2} + m_{L2} L_m^2 + I_B + m_B L_b^2 \quad (1.10)$$

1.3 Equation of motion

Equation of motion

Bibliography