

# Individueller Schlussbericht

## Artificial Intelligence for real-time Injury Pre- diction (ATTENTION)

Förderkennzeichen: 19A21027D

Zuwendungsempfänger: Universität Stuttgart  
Institut für Modellierung und Simulation biomechanischer Systeme  
(IMSB)

Laufzeit: 01.07.2021 - 30.06.2024

# Inhaltsverzeichnis

1 Kurze Darstellung .....	1
1.1 Aufgabenstellung .....	1
1.2 Voraussetzungen zur Vorhabensdurchführung .....	1
1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens .....	2
1.4 Stand der Wissenschaft und Technik .....	3
1.4.1 Bewegungserkennung .....	3
1.4.2 Eigenschaften und Einsatzmöglichkeiten aktiver virtueller Menschmodelle .....	4
1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen .....	5
2 Eingehende Darstellung .....	6
2.1 Erzielte Ergebnisse .....	6
2.1.1 AP1: Projektkoordination .....	6
2.1.2 AP2: Aufbereitung und Analyse von fahrzeuggebundenen Videodaten .....	6
2.1.3 AP3: KI-basierte Klassifizierung der VRU Bewegung .....	9
2.1.4 AP4: KI-basierte Prognose von Verletzungswerten .....	24
2.1.5 AP5: Demonstrator – Virtuelle Fahrumgebung .....	26
2.2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises .....	27
2.3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit .....	27
2.4 Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse .....	27
2.5 Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen .....	28
2.6 Erfolgte und geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse .....	28
3 Literaturverzeichnis .....	29

# 1 Kurze Darstellung

## 1.1 Aufgabenstellung

Urbaner Verkehr ist gekennzeichnet durch begrenzte Verkehrsflächen, variierende Verkehrsströme und unterschiedliche Verkehrsteilnehmer. Trotz zunehmender Automatisierung und Vernetzung des Verkehrs stellt die Mehrfachnutzung von Verkehrsflächen für ungeschützte Verkehrsteilnehmer (VRU, engl. Vulnerable Road Users) aktuell und langfristig ein großes Risiko dar. Um den automatisierten Verkehr zur Adressierung der „Vision Zero“ so sicher wie möglich zu gestalten, muss die Verletzungsschwere besonders gefährdeter Kollisionspartner bei unvermeidbaren Unfällen bestmöglich reduziert werden. Aktuell liegt keine anwendbare Methode als Entscheidungsgrundlage für die individuelle, sicherheitsoptimierte Anpassung des Fahrverhaltens automatisierter Fahrzeuge zum Schutz von VRUs vor.

Ziel des Projekts ATTENTION (artificial intelligence for real-time injury prediction) ist es daher eine Methode zur Echtzeit-Verletzungsprognose von VRUs zu entwickeln, auf Basis derer Fahrzeugtrajektorien zur Verletzungsminderung angepasst werden können. Hierzu werden datengetriebene KI-Verfahren genutzt, um aus fahrzeuggebundenen Videodaten und virtuellen Tests mit Hilfe digitaler Menschmodelle ein situationsspezifisches Verletzungsrisiko zu bestimmen. Prospektiv ermöglicht die Verletzungsprognose durch Strategien der Risikominimierung des automatisierten Fahrzeugs einen sicheren Verkehr.

Die Aufgaben des Instituts für Modellierung und Simulation Biomechanischer Systeme (IMSB) der Universität Stuttgart waren hierbei insbesondere:

- Rekonstruktion von VRU-Bewegungsdaten aus Dashcam-Videos.
- Aufbau einer VRU-Bewegungsdatenbank.
- Quantitative Bestimmung repräsentativer Prä-Impakt-Posen.
- Implementierung eines Muskelsystems in ein Finite Elemente (FE) Menschmodell.
- Entwicklung eines Bewegungsprädiktionsmodells zur Vorhersage von VRU-Bewegungen in unvermeidbaren Unfällen.
- Anwendung von neu entwickelten Muskelverletzungskriterien.

## 1.2 Voraussetzungen zur Vorhabensdurchführung

Im Projektkonsortium haben sich mit Robert Bosch (RB), DYNAmore (DM), QualityMinds (QM), dem Fraunhofer Ernst-Mach-Institut (EMI) und dem IMSB Industriepartner und Technologie-bzw. Forschungsinstituten für das ATTENTION-Projekts zusammengeschlossen.

Die Universität Stuttgart ist eine technisch orientierte Universität in Deutschland. Sie versteht sich als Knotenpunkt universitärer, außeruniversitärer und industrieller Forschung und steht für interdisziplinäre Integration von Ingenieur-, Natur-, Geistes- und Gesellschaftswissenschaften. Das IMSB, obwohl erst 2019 gegründet, beschäftigt Personen, die mehr als 20 Jahre Erfahrung in der Erstellung und Simulation digitaler Menschmodelle besitzen. Die Schwerpunkte dabei sind:

1. Simulationen numerischer Menschmodelle mit Muskelaktuierung,
2. Die Bestimmung von Designkriterien von Struktur und Funktion biologischer/biophysikalischer Systeme

### 3. Muskelgetriebene Bewegungserzeugung mit Methoden der klassischen Regelung und mit KI, insbesondere Maschinelles Lernen.

Methoden zur Muskelmodellierung und Bewegungserzeugung wurden in der Vergangenheit bereits sehr erfolgreich in öffentlich finanzierten Projekten angewandt. Hier wurden sie teils in Kombination mit kommerziell erhältlichen Finite-Elemente-Ganzkörpermodellen des menschlichen Körpers eingesetzt, die hauptsächlich in den Bereichen der Automobil- und Ergonomieforschung angewandt werden. Darüber hinaus bestehen Forschungsk Kooperationen mit den Unfallversicherern zur Simulation von mechanischen Lasten an Wirbelsäulen im Arbeitskontext. In bilateralen Projekten mit der Industrie konnten in unterschiedlichen Anwendungsszenarien digitale Menschmodelle eingesetzt und weiterentwickelt werden.

## 1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Für das Projekt ATTENTION wurde ein iteratives und agiles Vorgehen mit jeweils zugehörigen Meilensteinen und KPIs zur Projektfortschrittsbewertung geplant. Insgesamt gliedert sich das Gesamtprojekt in fünf klar abgetrennte Arbeitspakete auf, die inhaltlich wie folgt aufgebaut sind:

#### AP1 – Projektkoordination

Interne und externe Zusammenarbeit, sowie Controlling und Risikomanagement

#### AP2 – Aufbereitung und Analyse von fahrzeuggebundenen Videodaten

Kriterien zur Datenselektion relevanter Unfallszenarien mit VRU-Beteiligung und deren Aufbereitung aus den Videodaten. Ein zentrales Ergebnis wird die digitale Skelettrekonstruktion von verunfallten VRUs sein.

#### AP3 – KI-basierte Erzeugung und Klassifizierung der VRU Bewegung

Klassifizierung beobachteter Positionen und Bewegungsmuster der VRU vor der Kollision bis zum Zeitpunkt der Kollision. Ein zentrales Ergebnis ist die Abbildung der Positions- und Bewegungsklassen in einer Datenbank zur vereinfachten Prädiktion von vorkollisionären VRU-Bewegungen.

#### AP4 – KI-basierte Prognose von Verletzungswerten

Ermittlung des Verletzungsschweregrads mittels VRU-Impaktsimulationen durch Variation von Fahrzeugparametern und VRU-Positionen und anschließender Abgleich mit Daten aus Unfalldatenbanken. Die Abbildung der Verletzungswerte in einer Datenbank ermöglicht das Trainieren einer KI zur vorkollisionären Verletzungsschwereschätzung.

#### AP5 – Verletzungsrisikoindex, Demonstrator und Unfallfolgenminderungsmaßnahmen

Überführung der prognostizierten Einzelverletzungen in einen Verletzungsrisikoindex, Implementierung und Demonstration der Gesamtmethodik in virtueller Open Source Fahrumgebung, sowie Konzeptionierung von Unfallfolgenminderungsmaßnahmen.

Der Zeitliche Ablauf der Arbeitspakete, sowie der darin aufgelösten Teilarbeitspakete und der Meilensteine, ist weiter in einem Gantt Chart (Abbildung 1, Abbildung 2) für die Projektlaufzeit von 36 Monaten vorgeplant worden.



tiven Fall erfolgt das Tracking durch die optische oder rein sensorische Lokalisation von selbst emittierenden Sensoren oder Markern [2,3] was vor allem in jüngster Vergangenheit durch Fortschritt im Bereich der intelligenten Textilforschung an Relevanz gewonnen hat. In beiden Fällen können Informationen über die Kinematik (Gelenkwinkel) und Dynamik (Gelenkmomente) durch Verrechnung mit zusätzlichen Sensorinformationen wie z. B. aus im Boden versenkten Kraftmessplatten errechnet werden. Auf Grund der Bekanntheit systemrelevanter Größen spricht man hierbei von Bewegungserkennung mit einer unabhängig bestimmten „Ground Truth“.

Die zweite Form der Bewegungserkennung ist das markerlose Tracking. Dieses erfolgt immer unter der Verwendung von KI-Methoden, z. B. verschiedene Formen von neuronalen Netzen, und stellt eine Form der Optimierung dar. Auch im markerlosen Tracking unterscheidet man zwischen zwei Fällen [4]. Den ersten Fall stellt die Top-Down-Detektion dar, bei der erst die Personen in einem Bild/Videoframe detektiert und als Aktionsbereich eingegrenzt werden. Anschließend wird die Person auf kinematische Merkmale wie starre Körpersegmente und Gelenke reduziert. Für die zweite Methode, die Bottom-Up-Methode, werden zuerst anatomische Schlüsselmerkmale detektiert und diese dann zu funktionellen Gruppen zusammengefasst.

In der retrospektiven Anwendung auf zweidimensionale Videodaten ohne weitere Hintergrundinformationen bergen beide Fälle des markerlosen Trackings das Problem, dass durch die Reduktion der Dimensionalität (3D in 2D projiziert) Informationen verloren gehen, die bspw. für eine dreidimensionale Kinematikdetektion notwendig sind. Gegenwärtig werden daher häufig Structure-from-Motion (SfM) Methoden [5], A-priori-Wahrscheinlichkeiten (APW) [6] oder eine Kombination aus beiden angewandt [7], um die verlorenen Informationen zu kompensieren. Eine solche APW-Methode [8] wurde in der Vergangenheit bereits erfolgreich für die Bewegungserkennung von Fußgängern aus Dashcam-Videodaten eingesetzt [9].

#### 1.4.2 Eigenschaften und Einsatzmöglichkeiten aktiver virtueller Menschmodelle

Menschmodelle, in die Muskelmodelle zur Bewegungsgenerierung und Veränderungen von Gelenksteifigkeiten integriert wurden, werden als Active Human Body Models (AHBMs) bezeichnet. Mithilfe von AHBMs können somit muskelgetriebene Bewegungen ausgeführt werden, deren Ziel es ist, die tatsächlichen, mechanischen Eigenschaften des Menschen in der Dynamik abzubilden. Damit entfällt einerseits die statische Näherung der Steifigkeit in der zu untersuchenden Situation und andererseits enthält die Simulation sowohl die vollständige physikalische Vorgeschichte der Bewegung als auch eine validere Vorhersage der zukünftigen Steifigkeitsentwicklung, da die Muskeldynamik enthalten ist. Ein weiteres gewichtiges Argument der muskelgetriebenen Simulation ist die Möglichkeit der Vorhersage geringer Verletzungen der Weichteile über die Analyse der auf die modellierte Muskulatur wirkenden Kräfte, wie es im EU-Projekt OSCCAR entwickelt wurde [10]. Darüber hinaus werden AHBMs in der Unfallforschung und sicherheitstechnischen Fahrzeugoptimierung als numerisches Abbild des Menschen eingesetzt, um Prognosen zum kinematischen Verhalten und zu Verletzungsrisiken in diversen Kollisionsarten zu erhalten. Im Vergleich zu physikalischen oder virtuellen Crash-Test-Dummies bieten sie den Vorteil lastfallunspezifisch eingesetzt und bei vorliegender Validierungsgrundlage belastbare Ergebnisse liefern zu können. Daraus ergibt sich die Möglichkeit den Einfluss diverser unfallspezifischer Parameter auf das Verhalten des virtuellen Menschen und das Verletzungsrisiko anhand ausgewählter Verletzungskriterien bewerten zu können, wie beispielsweise fahrzeugseitig der Einfluss der Fahrzeug-

geschwindigkeit, Einfluss von AEB-Systemen (engl. Automatic Emergency Braking), die Art der Fahrzeugfront, Aufprallpunkt oder VRU-seitig geschlechts-, gewichts- und größenspezifische Parameter [11–14].

Im Bereich der Fahrzeuginsassensicherheit sind AHBMs wie das THUMS ab Version 5 [15] oder verbesserte Modelle des GHBM (Global Human Body Models Consortium) [16] verbreitet. Bislang sind jedoch keine Gesamt-AHBM frei auf dem Markt verfügbar, die Fußgänger oder andere VRU-Typen repräsentieren. In einer Studie des THUMS-Entwicklers Toyota Motor Corporation [17] wurde ein Fußgänger-AHBM präsentiert, welches jedoch nicht weiter in Crashanwendungen verwendet wurde. Das Modell basiert zudem auf einer der ersten Versionen des THUMS, womit eine valide Anwendbarkeit in Crash-Anwendungen basierend auf den EuroNCAP-Standards [18,19] fraglich ist. Diese wird aktuell über den Qualitätsstandard der THUMS- (Version 4) und GHBM-Modelle vorgegeben.

Bisherige Ansätze der Fußgänger- und Radfahrersimulation in Crash-Anwendungen haben lediglich das statische passive VRU-Verhalten berücksichtigt. Die Impakt-Position wurde hierbei verändert, so dass eine zur Unfallbeschreibung passende Prä-Impakt-Position erreicht wurde [14].

## 1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Von Seiten des IMSB bestand im Projekt keine weitere Zusammenarbeit mit anderen Stellen.

## 2 Eingehende Darstellung

### 2.1 Erzielte Ergebnisse

In den folgenden Unterkapitel erfolgt die eingehende Darstellung der im Projekt ATTENTION durch das IMSB erzielten Ergebnisse und Einsatz der erhaltenen Zuwendung von Seiten des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz.

#### 2.1.1 AP1: Projektkoordination

Für die Gesamtkoordination des Projektes „ATTENTION“ war Partner RB verantwortlich. Das IMSB hat sich im Projektzeitraum an allen Arbeitspaket- und Konsortialtreffen beteiligt und sich beim Projektrisikomanagement aktiv eingebracht. Ferner wurden AP-spezifische Fortschritte dokumentiert sowie den Projektpartnern regelmäßig in den AP-spezifischen Regelterminen präsentiert und zur Verfügung gestellt.

#### 2.1.2 AP2: Aufbereitung und Analyse von fahrzeuggebundenen Videodaten

In AP2 wurden Kriterien zur Selektion relevanter Unfallszenarien mit VRU-Beteiligung entwickelt, um in einer umfangreichen Videodatenbank für das ATTENTION-Wirkfeld relevante Videodaten zu identifizieren. Diese wurden mit KI-Methoden aufbereitet, um VRU-Kinematiken aus den Videos zu rekonstruieren. Die Datenselektion wurde von Partner RB durchgeführt. Für das Projekt ATTENTION wurden so 319 Videos mit Fußgängerunfällen und 50 Videos mit Fahrradfahrerunfällen ausgewählt. Diese wurden zusammen mit einer Liste von unfallspezifischen Metadaten an das IMSB übergeben und dort dem Vorhaben entsprechend weiterverarbeitet.

Die so erarbeiteten Posenrekonstruktionsmethoden und -ergebnisse wurden zusammen mit Partner RB auf der 27th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV) in Yokohama, Japan, präsentiert [20]. Alle für AP2 gesetzten Ziele wurden während der Projektlaufzeit erreicht.

Die Arbeitsschritte des IMSB in AP2 werden im weiteren Verlauf des Kapitels im Detail dargelegt.

#### TAP 2.2: Anonymisierung

Die von RB erhaltenen Videodaten mit einer Auflösung von 640x480 Pixeln und einer Bildrate von 5 Bildern pro Sekunde (**F**rames **P**er **S**econd, FPS) konnten nicht weiter durch Verfahren wie z.B. „Face Blurring“ anonymisiert werden, ohne wesentliche Informationsverluste bei der Skelettierung der Dashcam-Videos hinnehmen zu müssen. Die im Folgenden angewandten Methoden zur Bewegungsrekonstruktion (siehe TAP 2.3: Skeletterstellung) aus Dashcam-Videodaten durch Projektion eines überlagerten dreidimensionalen Body-Shape-Models in das zweidimensionale Videobild genügten zudem den Ansprüchen an eine automatisierte und angemessene Anonymisierung der Videodaten (Abbildung 3).



Abbildung 3: Durch Body-Shape-Overlay anonymisiertes Videostandbild

Darüber hinaus bestehen die Endergebnisse der Bewegungsrekonstruktion lediglich aus den relativen anthropometrischen und absoluten kinematischen Daten, sodass keine Rückschlüsse auf die in den Dashcam-Videos beteiligten Personen gezogen werden können.

### TAP 2.3: Skeletterstellung

Als Vorbereitungsschritt zur Skeletterstellung wurde eine Python-Routine zur Anwendung der der Open Source Bildaufwertungssoftware „Real-ESRGAN“ [21] entwickelt. Die fahrzeuggebundenen Dashcam-Videos des Partners RB wurden zudem automatisiert auf den zeitlichen Bereich des sichtbaren Pre-Crashes reduziert. Die notwendigen Zeitstempel, wie die Erstsichtung des betroffenen VRUs und der Zeitpunkt des Fahrzeugkontakts, wurden von RB definiert und an das IMSB übergeben. Die Videoaufwertungssoftware wurde auf alle Dashcam-Videos angewandt. Hierdurch konnte die Auflösung von 640x480 Pixeln bei gleichzeitiger KI-basierter Verbesserung der (Kanten-) Schärfe, Rauschunterdrückung und Detailtiefe in ein Auflösungsformat von 2560x1920 Pixeln transformiert werden.

Um einen Vergleich mit herkömmlichen Bildverbesserungsmethoden zu ermöglichen, ist ein (Benchmark-)Crashvideo aus dem zuvor beschriebenen Pool an Dashcam-Videos zusätzlich und parallel zur automatisierten Routine händisch in den Bereichen Bildschärfe und Bildrauschen nachbearbeitet worden. Die Open Source 2D-Skelettierungssoftware OpenPose [22] wurde im Folgenden auf jenes Benchmark-Dashcam-Video bei ursprünglicher, händisch nachbearbeiteter und KI-gestützt automatisiert aufgewerteter Bildqualität angewandt. Als Ergebnis konnten so im ursprünglichen Video drei, im händisch bearbeiteten Video vier und im KI-gestützt automatisiert aufgewerteten Video sechs Frames der VRU Bewegung erfolgreich detektiert werden. Die KI-gestützt automatisierte Aufwertung „schlechter“ Videodaten vor der Skelettierung erlaubt folglich eine signifikant frühere Detektion und längere Rekonstruktion von Bewegungstrajektorien aus der Pre-Crash-Phase.

Nach Auswahl der KI-gestützt automatisierten Bildaufwertungssoftware als geeignetste Methode zur Verbesserung der Videoqualität, wurde die Open Source 2D-Skelettierungssoftware OpenPose auf die 369 aufgewerteten fahrzeuggebundenen Dashcam-Videos angewandt.

Die so detektierten 2D-Skelettdaten wurden im nächsten Verarbeitungsschritt mit den KI-basierten 3D-Shape-Estimation-Programmen „VIBE“ [23] und „PARE“ [24] erfolgreich weiterverarbeitet. Beide Programme ermöglichen die Rekonstruktion dreidimensionaler Bewegung via Projektion eines multidimensional skalierbaren Hüllenmodells in die Videoframes zur Nachbildung der jeweiligen natürlichen Pose der beobachteten VRUs. Die Programme verwenden hierzu unterschiedliche Methoden, um ein möglichst Adäquates Rekonstruktionsergebnis zu erzielen. So nimmt VIBE in jedem Frame Bezug auf folgende und vorherige Bewegungen und versucht das Ergebnis statistisch zu plausibilisieren während PARE die Interpolation von Verdeckungen in einzelnen Frames zum Ziel hat. Diese methodischen Unterschiede führen in Summe zu unterschiedlichen Rekonstruktionsergebnissen (siehe Abbildung 4 und Abbildung 5).



Abbildung 4: Rendering des Ergebnisses der Body-Shape-Tracking-Methode VIBE.



Abbildung 5: Rendering des Ergebnisses der Body-Shape-Tracking-Methode PARE.

Mit der größeren Menge an verarbeiteten Videodaten kam wir zu der Erkenntnis, dass sich die Verarbeitungsroutine PARE besser für die in ATTENTION verfügbaren Dashcam-Videodaten eignet, da vor allem die Eigenschaft der plausiblen Inter- und Extrapolation von Körperposen bei Verdeckungen durch Karosserieteile zum Tragen kommt, während die Kerneigenschaft von VIBE, die Inbezugnahme vorheriger und folgender Frames, bei 5 FPS Bildrate nur unzureichend zur Plausibilisierung der Rekonstruktionsergebnisse beiträgt.

Mit PARE konnten so die VRU-Bewegungen von 37 Fußgängerunfällen und 10 Radfahrerunfällen rekonstruiert werden. Im letzten Verarbeitungsschritt der Skeletterstellung wurden mittels des H36M-Gelenkregressor physiologisch plausiblere Gelenkwinkel aus den Daten der Bewegungsrekonstruktion abgeleitet. Des Weiteren wurde eine Routine zur Ausgabe der lokalen Rotationen jedes technischen Gelenks als 3x3 Rotationsmatrix und zur Transformation in leichter verständliche kardanische XYZ-Rotationen (3x1-Vektor) erstellt (für Details siehe [20]). Die daraus resultierenden lokalen Gelenkbewegungen wurden abschließend in eine Bewegungsdatenbank in dem Cloudsystem ownCloud hochgeladen und den übrigen Projektpartnern zur Verfügung gestellt. Meilensteine 2.2 (Erste Ergebnisse der Skelettierung) und 2.4 (Positionsdatenbank) wurden somit erfolgreich erreicht.

Zuletzt wurde eine Analyse hinsichtlich der Vergleichbarkeit der PARE Bodyshape-Estimation-Methode mit geläufigen Systemen für die Kinematikrekonstruktion via Skeleton-Tracking durchgeführt. Dabei kamen wir zu dem Ergebnis, dass alternative Systeme (Cubemos Skeleton Tracking SDK [25], HRNet [26,27], Mediapipe POSE [28]) nur bedingt mit der von uns angewandten Methode vergleichbar sind, da in keiner der Umgebungen eine 3D-Gelenkwinkelrekonstruktion möglich ist. Alle verwendeten Skelette vernachlässigen den Aspekt der Körpersegmentrotation durch die Nutzung einer nicht-volumenbehafteten Morphologie vollständig, sodass lediglich Flexions- und Abduktionsbewegungen analysierbar sind. Aufgrund dieser Einschränkungen sind die untersuchten alternativen Systeme nicht für das ATTENTION Projekt nutzbar, weshalb im restlichen Projektverlauf ausschließlich auf die bereits beschriebenen Kinematikrekonstruktionswerkzeuge OpenPose in Verbindung mit PARE zurückgegriffen wurde.

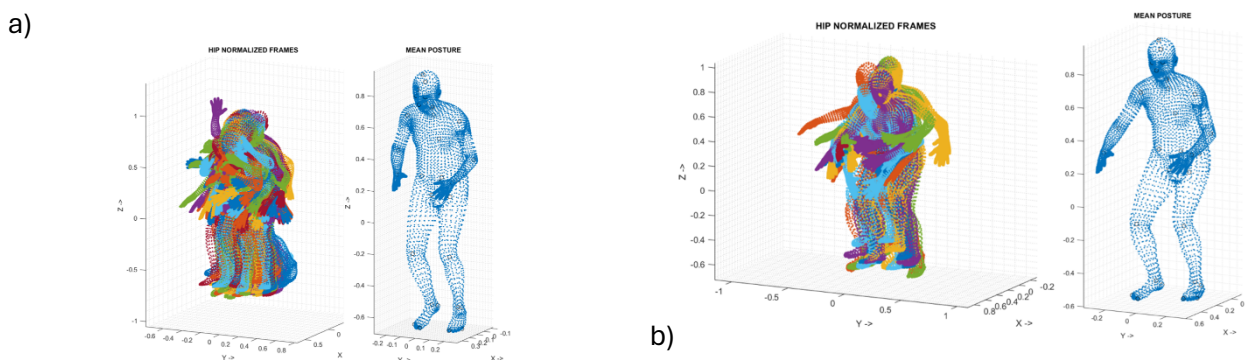
### 2.1.3 AP3: KI-basierte Klassifizierung der VRU Bewegung

AP3 beschäftigte sich mit der Klassifizierung beobachteter Positionen und Bewegungsmuster der VRU vor der Kollision bis zum Zeitpunkt der Kollision. Ein zentrales Ergebnis des APs ist die Abbildung der Positions- und Bewegungsklassen in einer Datenbank zur vereinfachten Simulation und Prädiktion von vorkollisionären VRU-Bewegungen in AP4 und AP5. Dem IMSB oblag im Projektzeitraum die Hauptverantwortung für AP3. Eine wesentliche Aufgabe war die Kontrolle und Koordination aller AP-spezifischen Tätigkeiten der Projektpartner und die vorhabenskonforme Zusammenführung der Teilergebnisse. Die fachlichen Arbeiten des IMSB werden im Folgenden beschrieben.

#### TAP 3.1: Identifizieren eines HBM-Pendants aus den Skelettdaten

In Anschluss an das abgeschlossene AP2 wurde gemeinsam mit Partner RB eine Sichtung aller final rekonstruierten Videos und Frames durchgeführt, wobei die äußere Erscheinung des SMPL Body-Shape-Modells aus der 3D-Rekonstruktion dem ursprünglichen VRU gegenübergestellt wurde. Die Prüfung ergab, dass alle in AP2 Rekonstruierten Personen plausible Posen und Reaktion aufweisen. Gleichzeitig wurde festgestellt, dass das SMPL Body-Shape-Modell nicht variabel hinsichtlich der Körpersegmentrelationen ist. Natürliche Längenverhältnisunterschiede von bspw. Unterschenkel zu Oberschenkel konnten somit nicht aufgelöst werden. Darüber hinaus beteiligte sich das IMSB zu AP-Beginn an Absprachen mit den Partnern DM und EMI bezüglich der Vereinheitlichung des Simulationssetups (LS-DYNA Version, Einheitensystem, Control- und Database-Settings der LS-DYNA Simulation, Kontaktdefinitionen, Reibungswerte, ID-Bereiche der FE-Modelle, Modellversionen). Für die Angleichung der im Projekt verwendeten Menschmodelle wurden mit Partner DM gemeinschaftliche Definitionen von Körpersegmentorientierungen, Gelenkpositionen, verfügbaren Freiheitsgraden und den jeweiligen Bewegungsradien getroffen.

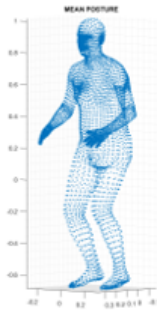
In TAP 3.1 wurde dann eine arithmetische Mittelung der Körperhülle und der damit verbundenen Gelenke aus AP2 vorgenommen, nachdem alle Personen aus allen Frames bezüglich der Lage der Hüfte normiert worden waren. Im Ergebnis konnte auf eine mittlere Erscheinung für einen Pre-Crash-Fußgänger und einen Pre-Crash-Radfahrer geschlossen werden (Abbildung 6).



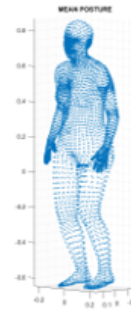
**Abbildung 6: Mittlere Erscheinung eines a) Pre-Crash-Fußgängers; b) Pre-Crash-Radfahrers.**

Im Vergleich mit gemittelten Rekonstruktionsdaten eines normal laufenden Fußgängers konnte zudem festgestellt werden, dass sich die äußere Erscheinung des Pre-Crash-Fußgängers von der eines regulären Fußgängers unterscheidet (Abbildung 7).

a)



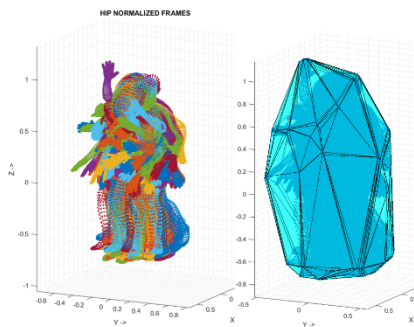
b)



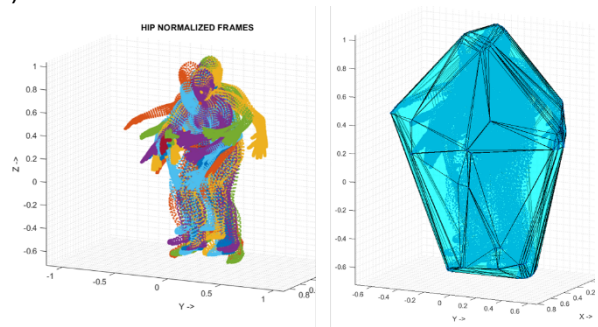
**Abbildung 7: Vergleich der mittleren Erscheinung eines a) Pre-Crash-Fußgängers; b) regulären Fußgängers.**

Zuletzt wurden die Daten über die Körperhüllen aller Personen dafür genutzt, den absoluten Bewegungsraum eines VRUs zu bestimmen. Diese berücksichtigen die verschiedenen Gelenkwinkelkombinationen entlang der kinematischen Kette und kann so z.B. zur weiteren Plausibilisierung synthetischer Positionen angewendet werden (Abbildung 8).

a)

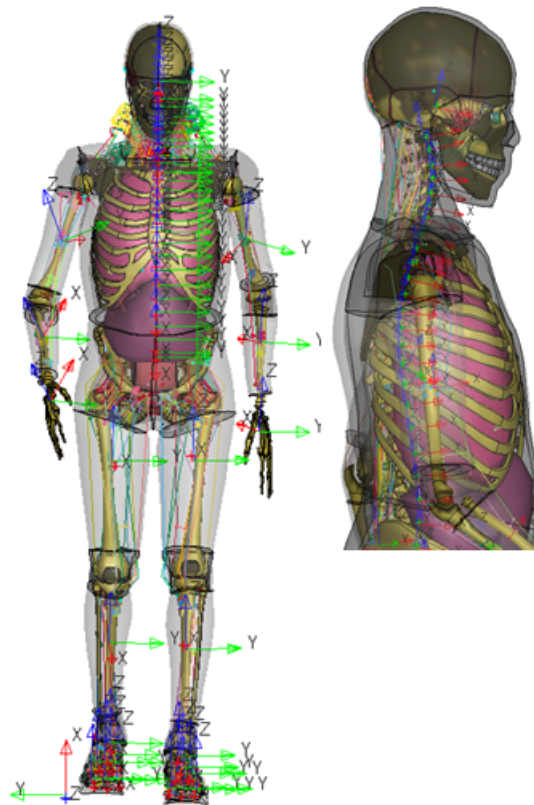


b)



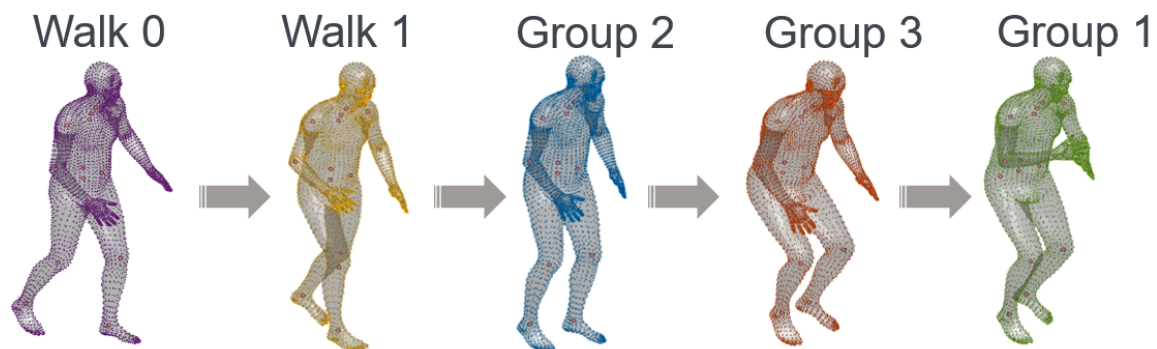
**Abbildung 8: Absolut eingenommener Bewegungsraum der a) Pre-Crash-Fußgänger; b) Pre-Crash-Radfahrer.**

Zur Erstellung des Radfahrer-Mehrkörpermodells wurde ein MATLAB-Präprozessor geschrieben, um die zuvor bestimmte mittlere Radfahrerposition in die FE-Menschmodell-Repositionierungssoftware PRIMER zu laden. Mit dieser arbeitet der Projektpartner EMI, der in erster Instanz den Aufbau des FE-Fahrradmodells ausführt. Aufgrund des geringeren Zeitaufwandes zum Konstruieren wurde das Mehrkörper-Radmodell dem FE-Modell angeglichen. Für das FE-Modell wurde zudem eine Instrumentierung mittels lokaler Koordinatensysteme für alle individuellen Körpersegmentorientierungen vorgenommen (Abbildung 9), mithilfe derer für das Mehrkörper-Modell verwendbare Gelenkwinkel in FE berechnet werden können. Auf diese Weise konnte die exakte Körperhaltung des auf das Radmodell angepassten FE-Radfahrers transferieren und imitiert werden. Auch dies erfolgte unter Verwendung eines eigenen MATLAB-Präprozessors.



**Abbildung 9: Lokale Koordinatensysteme des FE-Menschmodells.**

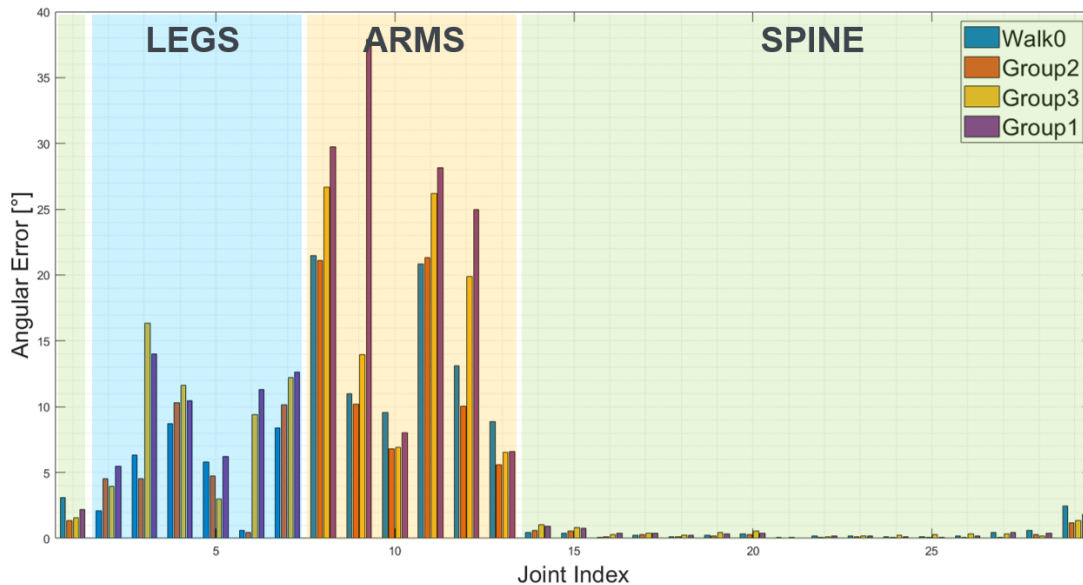
Mit den Arbeiten aus „TAP 3.3: Bewegungsvorhersage“, die in der praktischen Ausführung denen aus „TAP 3.1: Identifizieren eines HBM-Pendants aus den Skelettdaten“ vorgestellt waren, konnte eine finale Bewegungssequenz über 5 Körperposen definiert werden (Abbildung 10).



**Abbildung 10: Bewegungssequenz mit Gang- und Abwehrpose.**

Diese wurde mit dem zuvor finalisierten Software-Werkzeug auf das in AP4 zu verwendende Menschmodell übertragen, indem 5 verschiedenen Repositionierungsdateien an den Partner EMI übergeben wurden. Einschließlich der Radfahrerpose wurden somit 6 Repositionierungsdateien an das EMI übermittelt. Die Repositionierung des Modells wurde vom EMI mittels Repositionierungssimulationen in LS-DYNA umgesetzt, bei der das Menschmodell, nach einer mit PRIMER durchgeführten Endpositionsabschätzung, via der Marionetten-Methode mit Federelementen an die angestrebte Position gezogen wurde. Das Ergebnis der Repositionierung in Form der sich final ergebenden Gelenkwinkel aus der

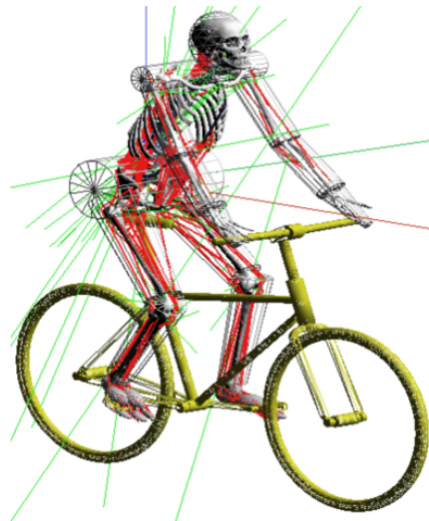
zuvor von uns bereitgestellten Kinematik-Instrumentierung wurde anschließend wieder an das IMSB zurückgegeben. Die simulierten Posen-Ergebnisse sind im Folgenden mit dem ursprünglichen Soll verglichen worden, wobei maximale Gelenkwinkeldifferenzen von bis zu 37° in den Unterarmen identifiziert werden konnten. Das lag vor allem daran, dass die PRIMER-Repositionierung Schwierigkeiten bei der Übertragung von Körperinnenrotationen hat. Für eine detaillierte Übersicht der gemessenen Winkelabweichungen (Abbildung 11).



**Abbildung 11: Fehlerwinkel zwischen Repositionierungsdatei und Simulationsergebnis.**

Aufgrund der Auswirkungen der Unterschiede zwischen der vorgegebenen Soll-Pose und der simulierten Ist-Pose ist für die weiteren Arbeitsschritte mit der Ergebnispose der Repositionierungssimulation weitergearbeitet worden.

So wurde im nächsten Schritt das muskelgetriebene Mehrkörpermodell auf die gleiche Pose wie das zuvor simulatorisch repositionierte Fahrradfahrermodell eingestellt. Anschließend wurde aus den übertragenen CAD-Fahrradgeometriedaten des Partners EMI ein .obj-File erstellt, dass die Implementierung der in FE verwendeten Fahrradgeometrie in der Mehrkörperumgebung erlaubt. Daran anschließend wurde das repositionierte Mehrkörpermodell an den Kontaktstellen am Lenker, dem Sattel und den Pedalen fixiert, sodass ein vollwertiges Mehrkörper-Fahrradfahrermodell für die Weiterverarbeitung in TAP 3.2 und 3.3 entstand (Abbildung 12).



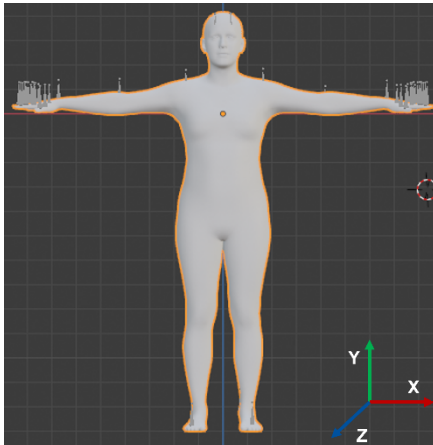
**Abbildung 12: Mehrkörper-Radfahrermodell.**

Diese Form der Posenimitation mit dem muskelgetriebenen Mehrkörpermodell wurde nicht nur auf die repositionierte FE-Radfahrerhaltung, sondern auch auf die fünf Phasen der Fußgänger Pre-Crash Abwehrbewegung angewandt. Diese unterscheiden sich insofern von dem Radfahrermodell, als das der Radfahrer ausschließlich Kontakt zum Fahrradrahmen hat. Für den Fußgänger wurden 12 weitere Punkt-Flächenkontakte an den Füßen definiert, um eine Interaktionsmöglichkeit mit der Umgebung und insbesondere dem Untergrund zu schaffen. Zudem wurden die Fußgängermodelle nicht an der Hüfte fixiert, sondern in X- und Z-Richtung translatorisch freigeschaltet. Es sei dabei erwähnt, dass in allen Modellen eine wirkende Gravitation angenommen wurde, sodass eine aktive geregelte Muskulatur schon deswegen notwendig war, damit das Model nicht am Boden in sich zusammenfällt, sondern die gewünschte Pose unter der wirkenden Gravitation halten konnte.

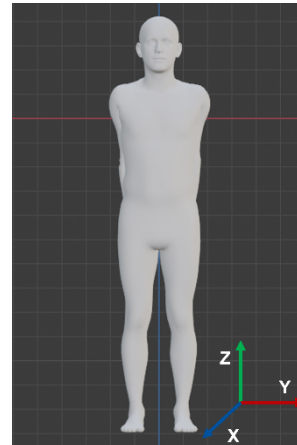
### TAP 3.2: Bewegungssimulation

Für die Anwendung der Gelenkwinkel in einem gelenkwinkelbasierten Muskelregelungssystem sind die Ergebnisse aus AP2 physiologisch plausibilisiert worden. Dies umfasst einerseits die Neuorientierung der Raumrichtungen in X für ventral, Y für lateral und Z für cranial. Zudem wurden die Koordinatensysteme der Arme so angepasst, dass die Ausrichtung der Körper-Koordinatensysteme einer Null-Position mit nach unten gerichteten Armen anstelle der T-Pose mit den Armen lateral gespreizt entspricht. Auf diese Weise wird jeder Raumrichtung/Dimension eine physiologisch aussagekräftige und reproduzierbare Bewegungsrichtung zugeordnet. Abduktionsbewegungen sind Bewegungen um die X-Achse, Flexionsbewegungen solche um die Y-Achse und Rotationsbewegungen finden um die Z-Achse statt (Abbildung 13).

a)

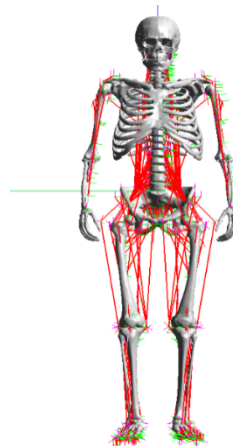


b)



**Abbildung 13: Vergleich der Initialposen im a) originalen Zustand; b) angepassten Zustand.**

Die Verteilung der SMPL-spezifischen Torsogelenkwinkel auf die 24 Wirbelkörper des FE-Menschmodells wurde für den PRIMER-Präprozessor so umgesetzt, dass das Lumbalgelenk auf die Gelenke L5-T12, das erste Thorakalgelenk auf die Wirbel T11-T9, das zweite Thorakalgelenk auf die Wirbel T8-T1, das Halsgelenk auf die Wirbel C7-C3 und das Kopfgelenk auf die oberen Halswirbel C2-Cranium verteilt wurde. Diese Verteilung wurde auch für das im Folgenden beschriebene Muskelregelungssystem in der Mehrkörpersimulationssoftware demoa [29] übernommen. An dieser Stelle wurde das hierarchische Muskelregelungssystem nach Walter et al. [30] verwendet, bei dem ausgehend von Gelenkwinkeln die individuellen Kokontraktions- und Muskelaktivierungswerte errechnet werden, um eine muskelgetriebene vorwärtsdynamische Bewegung umzusetzen, welche dann auf das FE-Modell übertragen werden kann. Das hierzu benötigte Menschmodell ist ein Mehrkörpermodell mit den Maßen des THUMSv4 mit 628 Muskeln (Abbildung 14).



**Abbildung 14: Mehrkörpermenschmodell mit 628 Muskeln**

Im nächsten Schritt wurde für den hierarchischen Gelenkwinkelregler der Muskelaktuatorik des Mehrkörpermodells die Aufgabe formuliert, die Initialposition zu halten. In der Simulation verzog sich das Menschmodell zunächst, da zu Simulationsbeginn ausschließlich die passiven Verspannungskräfte der Muskeln Einflüsse auf das Modell hatten. Erst dann stellte sich über die gerichtete Stimulation und Kontraktion der Muskeln ein kraftseitiges Gleichgewicht an den Gelenken ein, sodass in der Konsequenz wieder die Initialpose erreicht wurde. Repräsentativ hierfür konnte die muskuläre Aktivität für jeden der

628 Muskeln exportiert werden. Die simulatorische Bestimmung eines aktivitätsbedingten Kraftgleichgewichts wurde so für alle 5 Fußgänger- und die Fahrradfahrerpose (siehe Abbildung 10, Abbildung 12 und Lich et al. [20]) durchgeführt. Anschließend erfolgte der Transfer der Muskulatur des Mehrkörpermodells auf das FE-Modell, indem die Muskelaktionspunkte (Anfangs-, End- und Umlenkpunkte) als neue Knoten auf der Modelloberfläche definiert wurden. Zuletzt wurden über diesen Knoten neue Muskeln mit dem vom IMSB entwickelten erweiterten Hill-Typ-Muskelmateriale (EHTM) [31–35] aufgespannt, für die sowohl die muskelspezifischen wie auch die generischen Parameter des MK-Muskelmateriale übernommen wurden. In diesem Muskelmateriale können die Muskelaktivitätsniveaus als Eingabegröße verwendet werden. Der eigentliche Transfer erfolgte modular mittels selbstgeschriebener key-Files [36], sodass keine wesentlichen Veränderungen am Ursprungsmodell vorgenommen werden mussten (Abbildung 15).

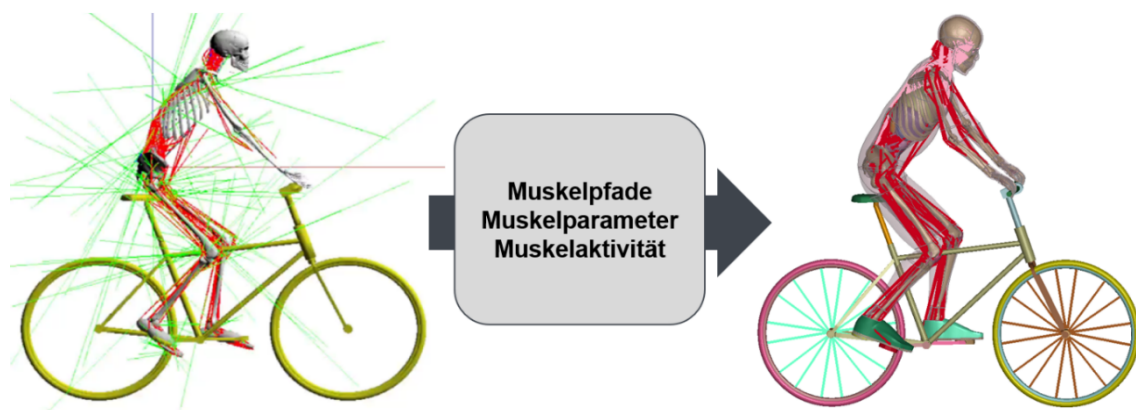
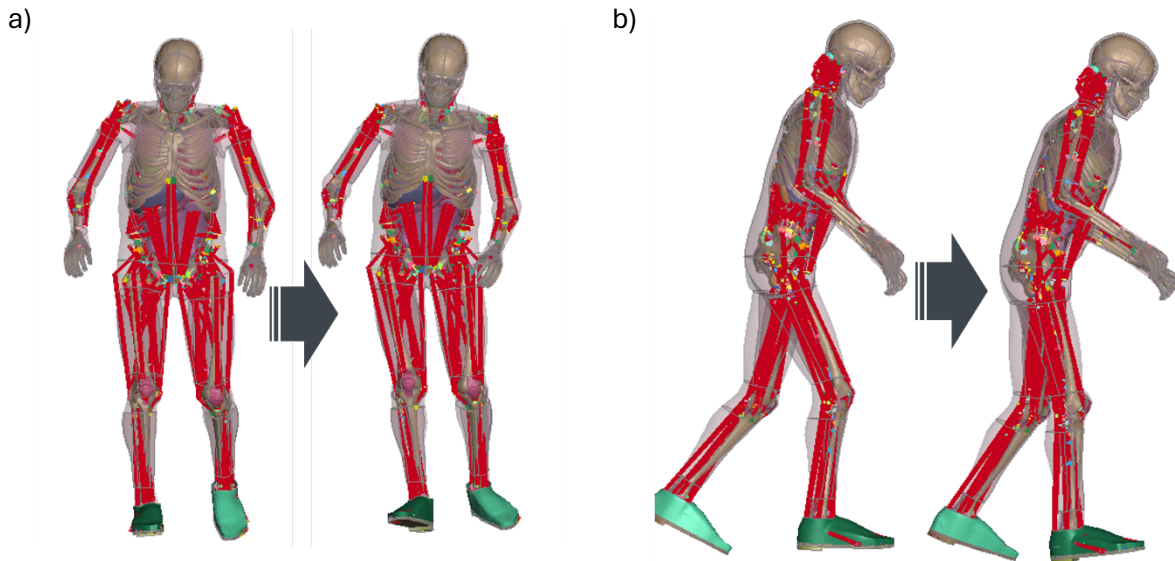


Abbildung 15: Muskelaktivitätstransfer Radfahrer.

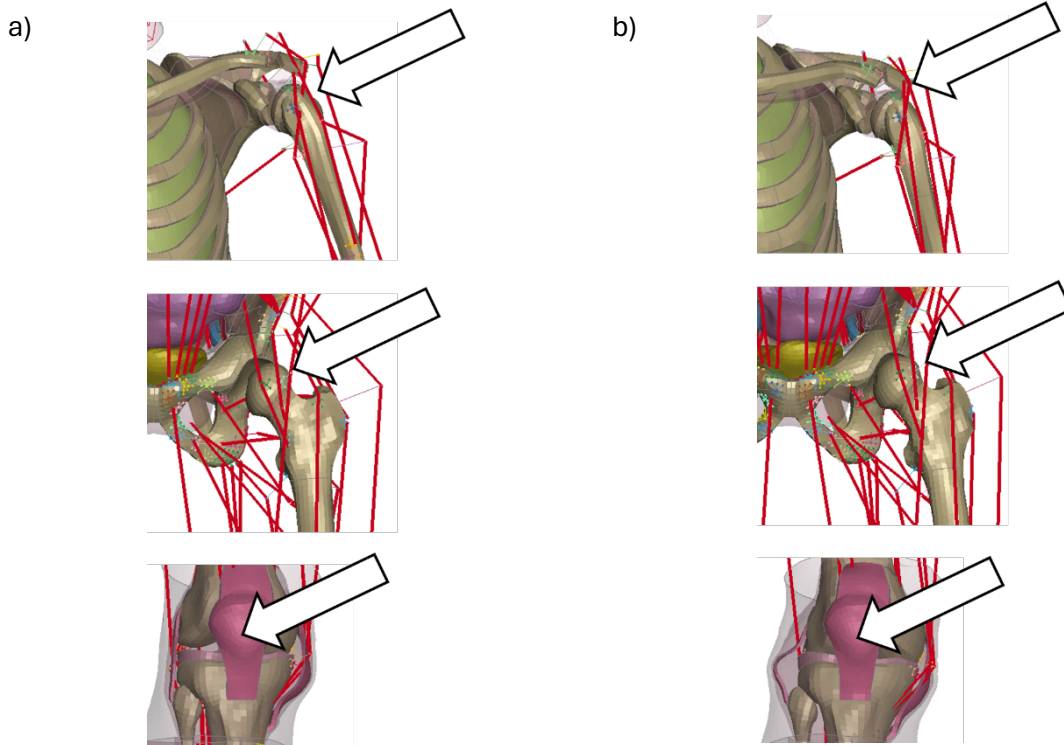
Gleichzeitig ist dies eine einfache und effiziente Methode, um die Modelldynamik aus der MK-Umgebung vollständig mit dem FE-Modell zu imitieren. Die so entstandene Posen- und Bewegungsdatenbank mit typischen Posen der Pre-Crash Phase ist den anderen Projektpartnern via Owncloud Speicherumgebung als Datenbank zur Weiterverwendung in AP4 und AP5 zur Verfügung gestellt worden. Weil die Simulationskapazitäten des Projektpartners EMI für seine Arbeiten in AP4 damit vollständig ausgelastet waren, wurden für das Projekt ATTENTION keine weiteren FE-AHBM Regelungsdatensätze ermittelt. Die Meilensteine „M3.2 Erste Positions- und Bewegungsdaten eines FE-AHBMs“ und „M3.5: Fertigstellung einer Positions- und Bewegungsdatenbank des FE-AHBMs“ wurden somit erreicht.

Anschließend wurden die aus dem Transfer resultierenden Muskelkräfte, die erreichte Pose, sowie kinematisch rotatorische wie translatorische Modellabweichungen zwischen dem Mehrkörper- und dem FE-ABHM quantifiziert, um die simulierten Posen auf ihre Zuverlässigkeit hin zu überprüfen. Hierzu wurden FE-Simulationen unter Berücksichtigung der zum Halten der Posen notwendigen Muskelaktivitäten über eine Simulationsdauer von 400 ms fortgeführt. Nach der Annahme des Kraftgleichgewichts sollte es dann keine Veränderung der Pose geben, da durch die Übertragung der Muskelaktivität anstelle der Stimulation kein Sättigungszustand mehr erreicht werden muss. Faktisch zeigte sich jedoch sowohl eine rotatorische wie auch eine translatorische Abweichung (Abbildung 16).



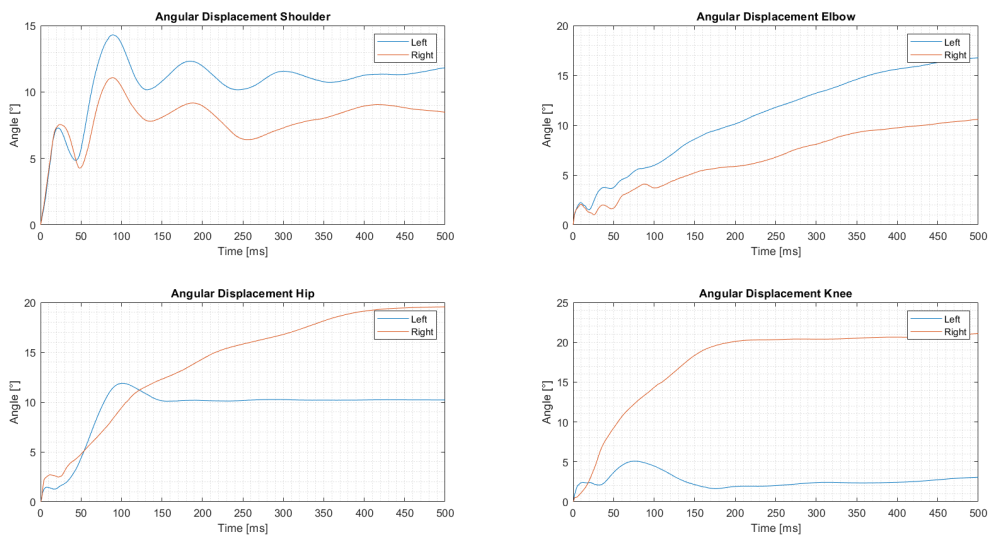
**Abbildung 16: Muskelaktivitätsgetriebene Veränderung der quasistatischen Fußgängerpose 1 über 400 ms in a) frontaler und b) sagittaler Ansicht.**

Diese ist vornehmlich darin begründet, dass das verwendete FE-HBM, der THUMS v4 [37], keine kinematischen Gelenke und keine geschlossenen Gelenk-spalte besitzt. Der Form- und Funktionsschluss erfolgte erst durch die Kontraktion der verwendeten Muskeln und dem Aufeinandertreffen der Gelenkoberflächen (Abbildung 17).



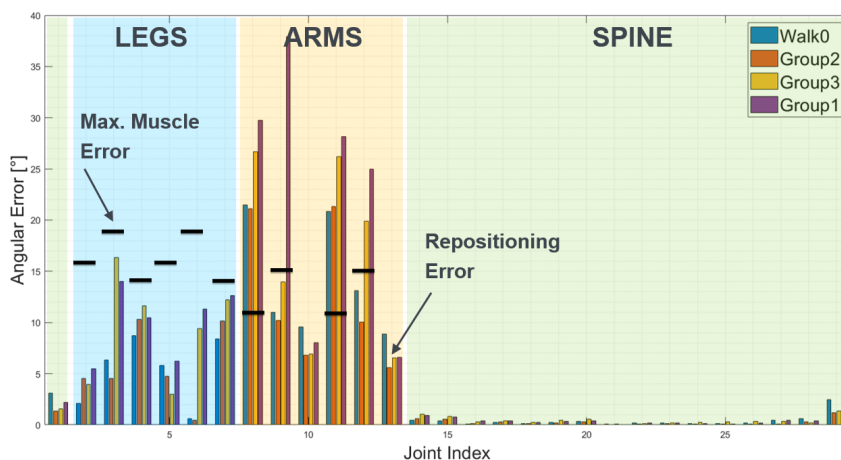
**Abbildung 17: Gelenkspalte des THUMSv4 Models in Schulter, Hüfte und Knie. a) Ausgangszustand, b) nach 400 ms Simulationsfortführung.**

Die translatorische Bewegung des Modells an den Gelenken führt weiter dazu, dass eine Teilverkürzung der Muskeln effektiv keine Auswirkungen auf die Gelenkdynamik hat, weshalb das resultierende Gelenkmoment im FE-AHBM immer niedriger ausfällt als jenes in der Mehrkörpersimulation. Effektiv wurden an den prominentesten Gelenken, dem Schulter- Hüft- und Kniegelenk, im Mittel eine negative Translation von 8 mm zwischen Scapula und Humerus, 7 mm zwischen Femur und Tibia, und 6 mm zwischen Pelvis und Femur gemessen. Des Weiteren wurde ermittelt, dass die Abstände zwischen der lateralen Tibiakondyle und der lateralen Femurkondyle im Vergleich zur medialen Tibiakondyle und der medialen Femurkondyle asymmetrisch ausfällt, weshalb das Modell über alle Posen zu einer Valguspose neigt. Rotatorisch entwickelt sich so über die 400 ms eine Lageveränderung von bis zu 20° (siehe Abbildung 3 im Anhang Abbildungen.pdf).



**Abbildung 18: Muskelaktivitätsbedingte Winkelabweichung in Schulter, Ellenbogen, Hüfte und Knie des THUMs v4.**

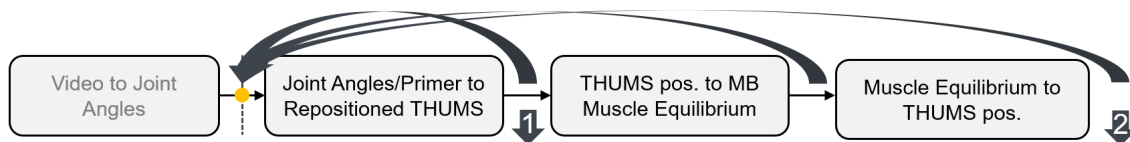
Verglichen mit dem Fehlerwinkelwert, der sich aus der Repositionierung des FE-Modells mit PRIMER ergab, kamen wir zu dem Ergebnis, dass die Muskelkraftbezogene Winkeländerung in den Beinen den Fehler aus der Repositionierung überwiegt (Abbildung 19).



**Abbildung 19: Vergleich der durch den Repositionierungsprozess und die Muskelaktivität erzeugten Gelenkwinkelabweichungen.**

In den Armen überwiegt dagegen der Fehler aus der Repositionierung, während der kinematische Fehler entlang der Wirbelsäule in beiden Fällen vernachlässigt werden kann. Es ist jedoch zu betonen, dass selbst aus der fehlerbehafteten Pose noch eindeutig auf die ursprüngliche Pose geschlossen werden kann und dass die 5 Fußgängerposen sich einander nicht ähnlicher geworden sind. Die gegebene Varianz bleibt somit bestehen.

Dieses Ergebnis wurde um eine Gesamtfehlerbetrachtung erweitert, bei der die kinematische Abweichung des final für AP4 bereitgestellten und dort simulierten AHBM verglichen mit allen Zwischenschritten der ATTENTION-Toolchain bestimmt wurde. Entlang dieser „Toolchain“ ergaben sich nach jeder Station Abweichungen von der ursprünglichen Erwartungsposition, aus der sich ein Gesamtfehler und eine Unsicherheit im Vergleich mit der realen Prä-Impaktpose in der Dashcamaufnahme ergibt (Abbildung 20).



**Abbildung 20: Fehlerwertbestimmung entlang der ATTENTION-Toolchain.**

Der Referenzwert für die Gesamtfehlerbetrachtung war jene Pose, wie sie mit dem PARE Pose Estimation-Verfahren [24] aus den Dashcamvideos rekonstruiert wurde, zu welcher keine weitere kinematische „Ground Truth“ existiert. Darauf folgt ein Positionsfehler, der sich durch die Repositionierung des FE-HBMs mit der Repositionierungssoftware PRIMER ergibt. Anschließend wurde die potenziell korrumpierte Position aus PRIMER mit dem Mehrkörper-HBM nachgestellt, wobei vorwärtsdynamisch die notwendige Muskelaktivität zum Halten der aktuellen Pose bestimmt worden war. Diese wich wiederum von der PRIMER-Pose ab, da lediglich eine vorwärtsdynamische- und keine inversdynamische Lösung ermittelt worden war.

Für die Bestimmung der Gesamtpositionsabweichung wurde wieder ein richtungsunabhängiges Maß verwendet, wie es bereits in Lich et al. [20] für die Bestimmung der Ähnlichkeitsmetrik verwendet worden war. Hier wurde jeweils der mittlere Winkelabstand der ursprünglichen Gelenkorientierung zur neuen potenziell fehlerbehafteten lokalen Winkelorientierung, abgebildet mit 3x3 Rotationsmatrizen, ermittelt. Das Ergebnis war, dass sich die Fehlausrichtung des Hüftgelenks von der PRIMER-Repositionierung bis zur Anwendung der Muskulatur auf das FE-AHBM von 4,6° auf 12,1° verschlechtert hatte. Das Kniegelenk stieg von 2,5° auf 10,2°, das Schultergelenk von 21,2° auf 28,4° und das Ellenbogengelenk wies ein Delta von anfänglich 10,1° auf und verschlechterte sich zuletzt auf insgesamt 14,8°. Dabei sind alle Winkel immer als lokale Winkel zu verstehen, die immer einen Einfluss auf die komplette folgende kinematische Kette haben.

Neben diesen Arbeiten, die vor allem mit den Projektpartner RB und EMI umgesetzt wurden, wurde für den Partner QM ein von ihnen verarbeitbarer Winkelregressor geschrieben, der ihnen die Ausgabe der absoluten Gelenkpositionen im Raum, anstelle der positions- und skalierungsinvarianten Gelenkwinkelkinematik, für den Vergleich in der Demonstratorumgebung CARLA erlaubt. Dieser Regressor lässt sich als Bezugsmatrix direkt in Python einlesen und bestimmt die räumlichen Gelenkpositionen ausgehend von den Knoten der diskretisierten Modelloberfläche, wie sie in den Ergebnisfiles der von uns im Rahmen von AP2 aufgebauten Bewegungsdatenbank bereitstehen.

Das IMSB war außerdem zusammen mit den Projektpartnern EMI und DM an der für die AP-Aufgabe „Angleichen des Simulationssetups und der -umgebung“ benötigten Kompilierung einer benutzerdefinierten Version des Finite-Elemente-Simulationsprogramms LS-DYNA beteiligt. Diese wird für die Verwendung des vom IMSB entwickelten Muskelmaterials EHTM in den, für das ATTENTION Projekt geplanten, Simulationen eines muskelgetriebenen FE-Menschmodells benötigt. Hierfür wurden von Seiten des IMSB die notwendigen Änderungen in den Quelldateien von LS-DYNA vorgenommen, aus welchen von DM eine neue, von nun an im Projekt von allen Partnern eingesetzte, LS-DYNA Version „ls-dyna\_mpp\_s\_R9.3\_dm\_730“ erstellt wurde.

### TAP 3.3: Bewegungsvorhersage

Im Folgenden Unterkapitel wird detailliert auf die Methode zur Bestimmung wiederkehrender Bewegungsmuster und -posen aus den Dashcamvideodaten eingegangen. Hierbei bestehen aus Gründen des Projektablaufes Überschneidungen mit berichteten Ergebnissen aus dem vorherigen TAP 3.2: Bewegungssimulation.

Zu Beginn des Teilarbeitspakets wurde die Hypothese aufgestellt, dass die mittlere Fahrradfahrerpose (siehe Abbildung 6 b)) nicht weiter aufgeschlüsselt werden muss, da Fahrräder je nach Fahrradtyp einen Radfahrer in eine einzelne spezifische Pose zwingen und keine vergleichbar diverse Abwehrreaktion wie bei einem Fußgänger zu erwarten ist. Im Folgenden wurde dies durch ein objektives Kriterium geprüft und validiert. Die größte Schwierigkeit war dabei die Formulierung des Kriteriums für die Klassifikation des Pre-Crashverhaltens. Daher wurde zunächst eine Ähnlichkeitsmetrik erarbeitet, welche die zuvor abgeleiteten Gelenkwinkelstellungen unmittelbar vor dem Crash verwendet. Dabei werden in der finalen Position alle 23 Gelenkpositionen einer Entität mit den Gelenkpositionen einer jeden anderen Entität verglichen und weiterführend ein numerisch mittlerer Fehlerwinkel für jedes der 23 Gelenke bestimmt. Dieser Fehlerwinkelvektor wurde nochmals unter Verwendung eines Root-Mean-Squares gemittelt und durch den maximalen Fehler von 180° geteilt, sodass am Ende ein skalarer Wert für die kinematische Ähnlichkeit einer Entität zu einer anderen Entität existiert. Trägt man dies für N Entitäten in eine Matrix auf, bei der die Zeilen die ursprüngliche Entität und die Spalten die Referenzentität repräsentieren, so kommt man am Ende auf eine NxN große Korrelationsmatrix der Ähnlichkeitsbeziehungen aller Entitäten untereinander (Abbildung 21).

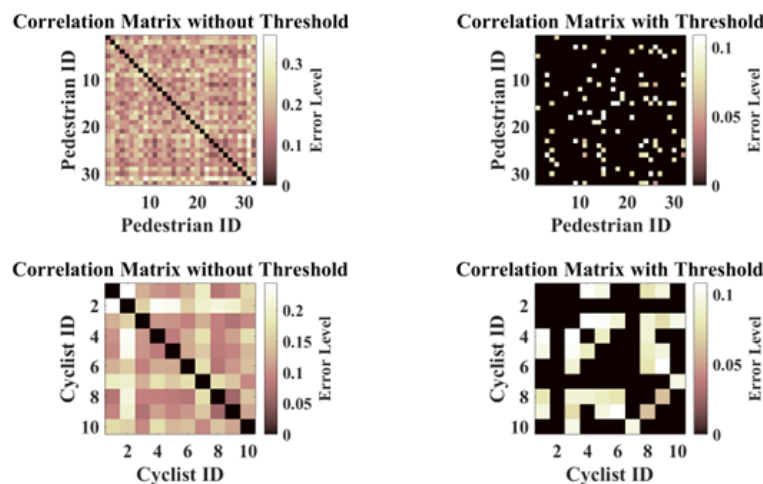
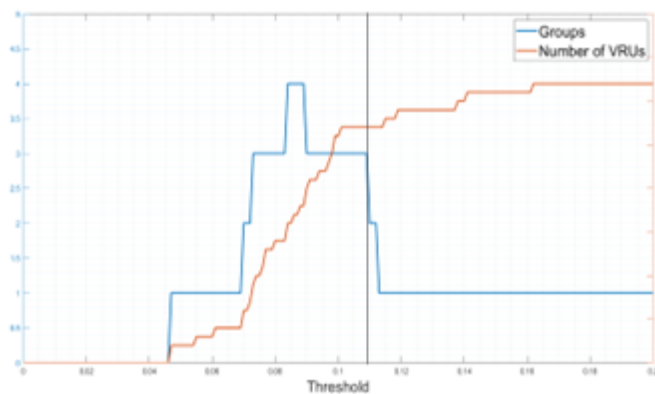


Abbildung 21: Korrelationsmatrizen Fußgänger und Radfahrer.

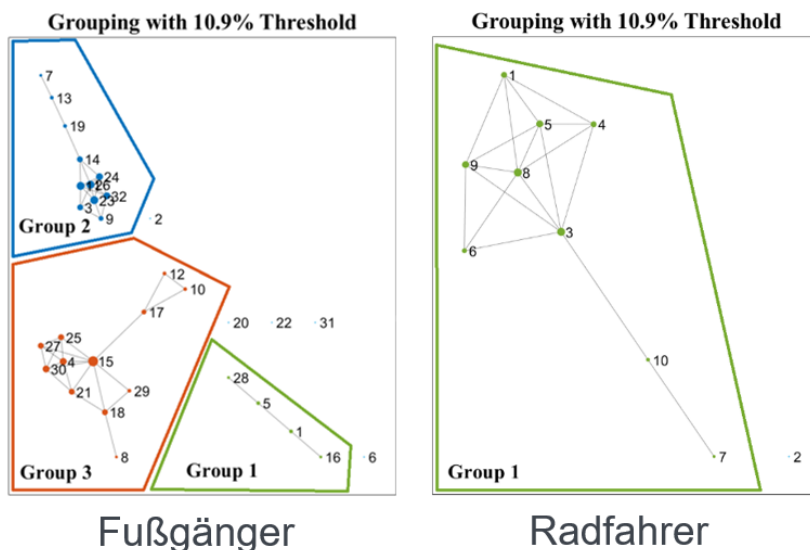
Im zweiten Schritt wurde ein Grenzwert oder auch maximaler Fehlerwert definiert, über dem die Beziehung zwischen zwei Entitäten aufgelöst wird. Wird der maximale Fehlerwert unterschritten, so wird eine beständige Verknüpfung aufgespannt. Je nach Höhe des Grenzwertes zeigen sich so mehrere in sich geschlossene Gruppen. Wird der maximale Fehlerwert sehr klein, strebt die Anzahl an Gruppen gegen die Anzahl an Entitäten, wobei keine Gruppe mehr als eine Person beinhaltet. Wird der Fehlerwert sehr groß, gibt es dagegen nur noch eine einzelne Gruppe mit allen Entitäten. Für das von uns entwickelte Ähnlichkeitskriterium wurde anschließend ein Grenzwert ermittelt, bei dem die maximale Anzahl an Gruppen mit mehr als einer einzelnen Person besteht und bei dem die Anzahl isolierter Personen minimal wird. Diese Kriterien waren bei einem Fehlergrenzwert von 10,9% erfüllt (Abbildung 22).



**Abbildung 22: Fehlergrenzwertermittlung.**

Unter Berücksichtigung dieses Wertes spannten sich bei 32 verschiedenen Entitäten in diversen Szenarien drei gänzlich angeschlossene Gruppen unter den Fußgängern auf, wobei nur 4 Personen keinen weiteren Ähnlichkeitspartner fanden. Es konnte somit ein Kriterium gefunden werden, unter dem 89% aller Fußgänger berücksichtigt werden konnten. Dies entspricht direkt dem Erfolgsindikator „Effizienzgewinn“ laut dem bei mindestens 80% der Pre-Crash-Szenarien zu Projektende die Muskelaktivität und Muskelspannung bestimmt werden können.

Die Anwendung der gleichen Methode auf die Rekonstruktionsergebnisse der Radfahrer unterstützte die initiale Hypothese, dass unter diesen nur eine Gruppe bzw. nur eine typische Körperhaltung existiert (Abbildung 23).

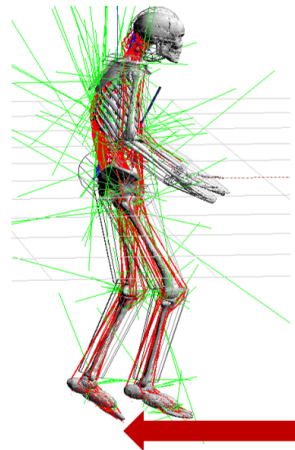


### Abbildung 23: Entitätsgruppen Fußgänger und Radfahrer.

Im Folgenden wurden die Körperformen Innerhalb der Gruppen wieder gemittelt, wobei berücksichtigt wurde, wie viele Verknüpfungen eine jede Entität innerhalb seiner Gruppe besitzt, um solche mit mehr Verknüpfungen, und damit einem höheren repräsentativen Wert, auch als solche zu gewichten. So sind final, aus ursprünglich nur einer mittleren Abwehrhaltung, drei verschiedene Abwehrhaltungen/-Verhalten ermittelt worden, für die eine Körperform und die damit verbundenen Gelenkwinkel vorliegen. Diese Methode ist in Zusammenarbeit mit Partner RB bereits bei der „Enhanced Safety for Vehicles“-Konferenz publiziert worden [20].

Aus der grafischen Wiedergabe der Verknüpfungen ließ sich zudem ablesen, welche Gruppen welche Ähnlichkeit zu welcher anderen Gruppe besaßen. Auf diesem Weg konnten die zuvor identifizierten Gruppen und Posen nochmal in eine ähnlichkeitsbedingte Sequenz gegliedert werden, die als zu verwendende Abwehr-Bewegungssequenz vom Projektpartner EMI in AP4 weiterverarbeitet werden konnte. Um die Bewegungssequenz zweckgebunden zu erweitern sind zudem die mittleren Bewegungsrekonstruktionen der in den Dashcamaufnahmen sichtbaren Gangphasen erstellt worden. Für ein möglichst diverses Datenset ist die Rekonstruktion der Phase unmittelbar nach dem Scherschritt („Loading Response“ oder „Preswing“ nach Vaughan et al. [38]) vor die Abwehrsequenz gestellt worden, wobei die Zuordnung eines jeden Frames zu einer Phase vorab händisch durchgeführt wurde. Zusätzlich wurde die asymmetrische Körperhaltung entlang der Medianebene gespiegelt, um in den Simulationen beide Schrittstellungen (Links vorne und Rechts vorne) berücksichtigen zu können (siehe Abbildung 10).

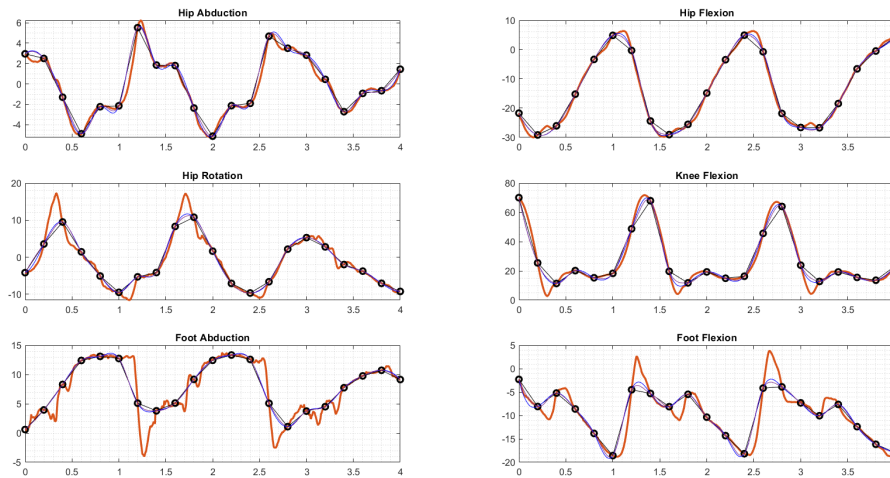
Insbesondere für die Visualisierung und Anwendung der Ergebnisse aus AP2 und AP3 in AP5 musste eine Möglichkeit gefunden werden, die Bewegungsrekonstruktionsergebnisse mit der hinterlegten Framerate von 5 FPS als kontinuierliche Bewegung abbilden- und für jeden Zwischenstand theoretische Zustände ermitteln zu können. Dazu müssen die Daten zunächst interpoliert werden. Hierzu sind die aus AP2 resultierenden Posen-Folgen als sequenzielle Zielvorgabe für das muskelgetriebene Mehrkörper-Menschmodell umgeschrieben worden. Die äußeren Rahmenbedingungen an das Modell und die Simulation verblieben identisch mit jenen für die Definition des Gleichgewichtspunktes. Anschließend sollte untersucht werden, ob das Menschmodell über die gegebenen Stützstellen eine kontinuierliche nicht-lineare Bewegung umsetzt, die (höher aufgelöst) anstelle der ursprünglichen Dashcam-Daten in der Demonstratorumgebung in AP5 verwendet werden kann. Es zeigte sich jedoch, dass die schlechte Aufnahmezeit der Dashcams von 5 FPS dazu führt, dass wesentliche Bewegungsmuster verloren gehen, ohne die das Menschmodell Kontakt- und Penetrationsproblemen (Abbildung 24) unterliegt.



**Abbildung 24: Schematische Darstellung einer nicht interpolierbaren Laufbewegung. Die wirkenden Bodenkontakt- und Reibungskräfte sind als roter Pfeil dargestellt.**

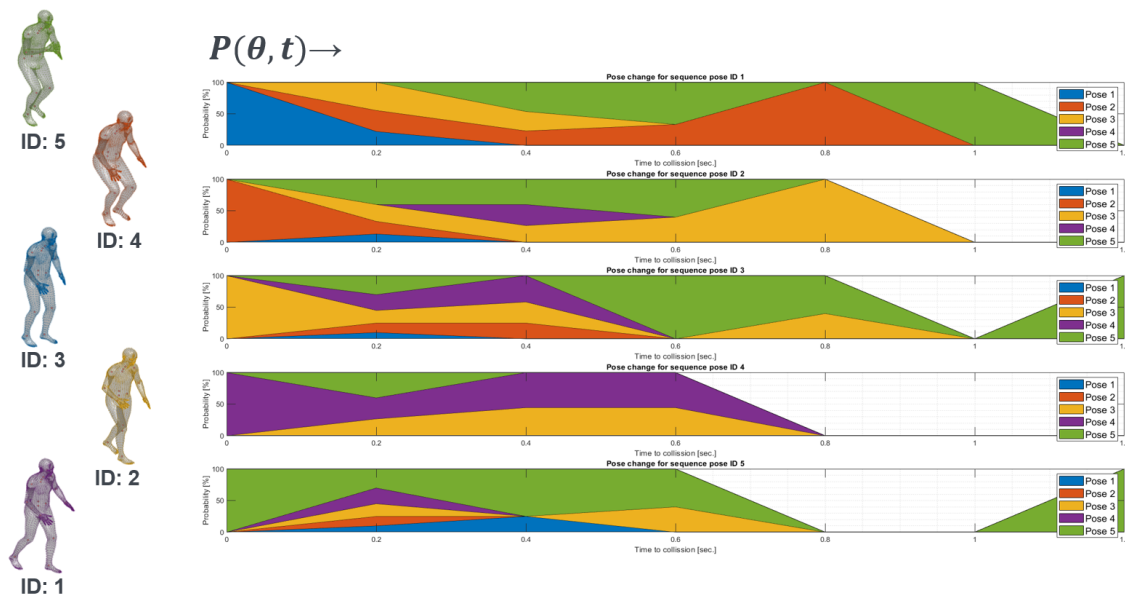
Weiter kamen wir zu dem Ergebnis, dass eine statistisch untypische Gelenkwinkelstellung, beispielsweise im Sprunggelenk, nicht allein durch die Berücksichtigung von Gravitation und Muskelnachgiebigkeit korrigiert werden kann. Stattdessen versteift sich die Muskulatur an dieser Stelle und ein korrekativer Einfluss der biophysikalischen Zwangsbedingungen bleibt aus. Stattdessen wurde ein alternativer rein mathematischer Ansatz überprüft, bei dem bestimmt wurde, in wie weit numerische Interpolationsmethoden von einem Erwartungswert abweichen und ob diese bereits tolerable oder gar zufriedenstellende Ergebnisse produzieren. Dazu wurde aus der H36M Bewegungsdatenbank [39] eine Gangbewegung verwendet, bei der die Bewegung mit einem Vicon Motion Capture System mit 200 FPS aufgenommen wurde, welche im Weiteren die Referenzkinematik darstellt. Anschließend ist die Bildrate künstlich auf 5 FPS reduziert worden, um eine Ausgangssituation vergleichbar mit dem Dashcam-Rekonstruktionsergebnis zu schaffen. Dann wurde auf den neuen Datensatz eine lineare Interpolationsmethode, eine Spline-Interpolationsmethode und eine Cubic-Interpolationsmethode angewendet, wobei der Zieldatensatz wieder eine Informationsrate von 200 FPS aufweisen sollte. Zum Schluss wurde das Interpolationsergebnis mit der ursprünglichen Information verglichen, indem für jeden Freiheitsgrad ein Korrelationsindex ermittelt wurde. Dabei sind wir zu 2 Ergebnissen gekommen:

1. Wie erwartet fallen im interpolierten Signal (Abbildung 25) die Folgen der Unterabtastung auf. Das führt dazu, dass lokale Minima und Maxima nicht erreicht werden. Die Information kann jedoch nicht wiedererlangt werden und auch die Interpolation mit nicht-linearen Polynomen führt zu keiner wesentlich besseren Annäherung an das ursprüngliche Signal.
2. Die lineare Interpolation, welche nur 2 Punkte benötigt, liefert ein fast gleichwertig gutes Ergebnis wie Cubic- und Spline-Interpolation, die eine Polynomapproximation durchführen und welche jeweils 3 und 4 Stützstellen bzw. 0,6 sek. und 0,8 sek. mindest-Videorekonstruktion erfordern. Für die Anwendung in AP5 bzw. in dem Demonstrator ist die lineare Interpolation folglich eine völlig ausreichende und zufriedenstellende Methode.



**Abbildung 25: Vergleich zwischen Interpolierten Gangdaten mit Originaldaten. Originaldaten in Orange, Lineare Interpolation in Schwarz, Cubic Interpolation in Rot und Spline Interpolation in Blau.**

Daneben wurde auch an der Bewegungsextrapolation gearbeitet, welche notwendig ist, um den erwartbaren Bewegungsverlauf des VRU bis zur erwartbaren Kollision bestimmen zu können. Aufgrund der geringen Anzahl verwertbarer und rekonstruierbarer Einzelfälle aus den Dashcamdaten (32 Fußgängerfälle) konnte kein neuronales Netz eingesetzt und trainiert werden, um wiederkehrende Muster zu bestimmen. Stattdessen wurden die rekonstruierten Frames aller Einzelfälle auf die 5 in Abbildung 10 beschriebenen Standardposes reduziert, indem jeweils die Pose mit der größten kinematischen Übereinstimmung für einen Frame als die geeignetste Repräsentation angenommen wurde. Anschließend ist für jeden Posenindex die statistische Entwicklung über die Zeit bzw. über die folgenden Frames bestimmt worden. Von dieser Verteilung kann dann, je nach Ausgangspose, prospektiv die wahrscheinlichste Pose/Repräsentation in einer erwartbaren Zeit T abgeleitet, und die damit verbundene Verletzungsschwerewahrscheinlichkeit bestimmt werden. Die statistische Posenentwicklungsverteilung ist in Abbildung 26 dargestellt.



### Abbildung 26: Extrapolationsverläufe ausgehend von den gemittelten Posen 1 bis 5.

Für den Radfahrer musste dies nicht vorgenommen werden, da für den Fahrradfahrer nur von einer Pose ohne Abwehrverhalten ausgegangen wurde.

Nicht ableiten ließ sich jeweils die Geschwindigkeit der VRUs, da für die Posenrekonstruktion immer von einer nominalen Größe, einem nominalen Abstand und folglich einer nominalen Geschwindigkeit ausgegangen wird. Stattdessen wurde für die Bestimmung der VRU-Geschwindigkeit auf Literaturdaten zurückgegriffen, die den Projektanforderungen entsprechend aufgearbeitet wurden. So zeigen Soni et al. [40] wie verschiedene VRU-Bewegungstypen ihre Bewegungsgeschwindigkeit in einer Precrash-Situation über die Zeit anpassen. Ausgegangen wurde jeweils von einer mittleren Initialgeschwindigkeit von etwa 1,3 m/s, was sich mit den Ergebnissen von Murtagh et al. [41] deckt. Aus den Geschwindigkeitsdaten wurde dann die maximale Geschwindigkeit sowie die erwartbare minimale und maximale Beschleunigung abgeleitet, für die über die Zeit  $T$  eine Positions-Unsicherheit sowie die erwartbare mittlere Distanz bestimmt werden konnte. Somit lassen sich sowohl die Position des VRUs, wie auch die erwartbare Pose ausgehend von einem beliebigen Initialzustand bestimmen. Diese Informationen wurden den Projektpartnern für die Weiterverarbeitung zur Verfügung gestellt, sodass Meilenstein 3.6 „Ergebnisse der extra- und interpolativen modellbasierten Bewegungsvorhersage liegen vor“ und Hauptmeilenstein H2 „Erste Ergebnisse zur muskelgetriebenen FE-Bewegungssimulation und der Bewegungsprädiktion liegen vor“ abgeschlossen waren.

## 2.1.4 AP4: KI-basierte Prognose von Verletzungswerten

Im Folgenden werden die Beiträge des IMSB zu AP4 beschrieben. Hierbei ist anzumerken, dass zusätzliche, nicht in der Vorhabensbeschreibung festgelegte Arbeiten in TAP 4.1 durchgeführt wurden, um den Projektpartner EMI bei der fristgerechten Erreichung seiner Meilensteine zu unterstützen.

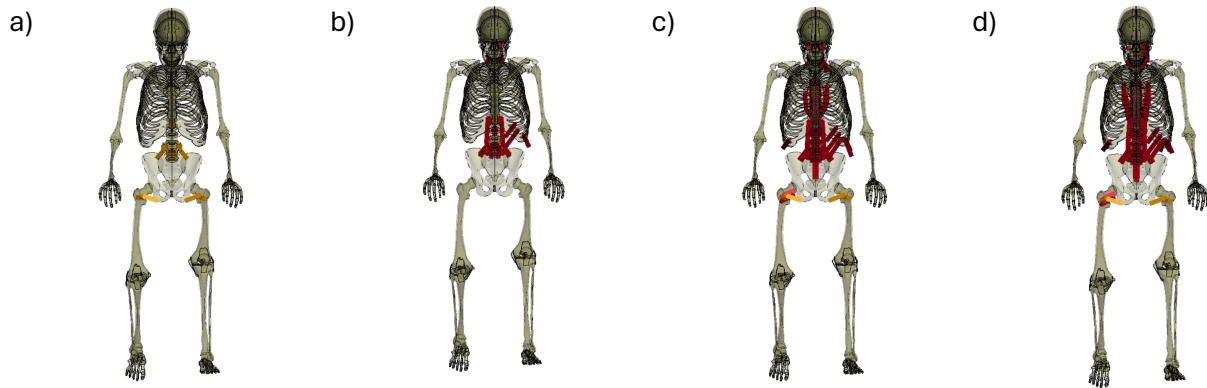
### TAP 4.1 Adaptive Generierung von synthetischen Trainingsdaten basierend auf FE-Impaktsimulationen

Um ein fristgerechtes Erreichen des vom Partner EMI verantworteten Meilensteines M4.4 „Verletzungsdatenbank aus Impaktsimulationen“ garantieren zu können, nahm das IMSB an der Trainingsdatengenerierung assistierend teil. Hierfür wurden vom EMI 210 Simulationssetups zur Fahrradfahrertrainingsdatengenerierung an das IMSB übergeben. Nach einem Abgleich der vorliegenden Simulationsumgebungen und der Ergebnisgüte wurden im Berichtszeitraum alle 210 übermittelten Impaktsimulationen über einen Zeitraum von drei Monaten vom IMSB berechnet. Hierfür kamen die in Kapitel 2.2 erwähnten Workstations zum Einsatz. Die Simulationsergebnisse wurden dem EMI beim fünften Konsortialtreffen übergeben.

### TAP 4.2 Bestimmung von Verletzungsprognosen aus Virtual-Testing-(VT-) Daten und Abgleich mit Realunfalldaten

Im Zuge des TAP 4.2 Unterpunktes „Untersuchung auf Verletzungen der Muskulatur während der Kollision“ wurden vier der vom EMI ausgeführten FE-Impaktsimulationen auf Muskeldehnungsverletzungen untersucht. Hierfür wurde das auf Muskelkraft und -Aktivierung basierende „Muscle Strain Injury Criterion“ (MSIC) [42] verwendet, welches im Zuge des ATTENTION-Projekts „Open Access“ publiziert wurde. Die erste mit dem MSIC evaluierte Simulation war die eines Fahrradfahrers, der mittels der in TAP 3.2 ermittelten Muskelaktivierungen seine Position auf einem Fahrrad hält, ohne von einem Fahrzeug getroffen zu werden. Ziel dieser Analyse war es, zu bestimmen, ob die vom IMSB in das FE-AHBM eingebrachten Muskelelemente korrekt parametrisiert sind, und keine unphysiologisch hohen, das Ge-

webe potenziell verletzenden, Zugkräfte in den Muskeln entstehen. Die Auswertung der ersten Simulation ergab, dass nur in 12 der 658 im Modell enthaltenen Muskelemente Dehnungsverletzungen aufgrund von Parametrisierungsfehlern auftreten. Alle diese „Baseline-Verletzungen“ befanden sich dabei in den Bereichen der Hüfte und der Lendenwirbelsäule (Abbildung 27 a)) und sind auf, während der Modellrepositionierung entstandene, Modelldeformationen zurückzuführen.



**Abbildung 27: Visualisierung der Dehnungsverletzten Muskeln im aktivierten THUMSv4 FE-AHBM. a) Kollisionsfreie Fahrradfahrersimulation; b) GIDAS-Fall 1050918; c) GIDAS-Fall 1170986, d) GIDAS-Fall 30090880. „Baseline-Verletzungen“ in Orange, darüber hinaus durch Fremdeinwirkung entstandene Verletzungen in Rot.**

Dies ist ein klarer Indikator dafür, dass die Aktivierung des THUMS v4 HBMs im Zuge von ATTENTION, aus Perspektive der Muskelinklusion, geglückt ist. Die weiteren drei Fahrradfahrersimulationen waren die, nun mit einem AHBM ausgeführten, an GIDAS-Realunfalldaten angepassten, Impaktsimulationen aus der Publikation von Trube et al. [43]. Die Anzahl der Muskelverletzungen pro GIDAS-Simulation kann Tabelle 1 entnommen werden.

**Tabelle 1: Anzahl der Muskeldehnungsverletzungen pro GIDAS-basierter Fahrradfahrerimpaktsimulation.**

GIDAS-Fallnum- mer	Anzahl Verletzungen inklusive „Baseline-Verletzungen“	Anzahl Verletzungen exklusive „Baseline-Verletzungen“
1050918	42	30
1170986	74	62
30090880	97	85

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass die Lage der verletzten Muskeln (Abbildung 27 b) bis d)) in allen Fällen mit den Kontaktpunkten zwischen VRU und Fahrzeug übereinstimmte, was als positives Indiz für die Zuverlässigkeit der modellinternen Kraftverläufe zu werten ist. Die Ergebnisse der Muskeldehnungsverletzungsanalyse wurden darüber hinaus von Trube et al. [44] publiziert.

Für den TAP 4.2 Unterpunkt „Beispielhafte Untersuchung des Einflusses aktiver Körperzustände auf Anprallverlauf in Einzelsimulationen“ wurden eine altersskalierte Version des in AP3 verwendeten Mehrkörpermodells und des ebenfalls dort verwendeten FE AHBM erstellt, bei dem die maximal isometrische Muskelkraft zur Simulation einer „Alterungsbedingten Veränderung der maximal erzeugbaren Muskelkräfte“ um den Faktor 0,6 skaliert wurde. Dieser Wert basiert auf Ergebnissen in [45–49] und stellt eine Alterung um 40 Jahre von ursprünglich 30 auf 70 Jahre dar. Anschließend wurde das altersangepasste Mehrkörpermodell mit der Zielposenvorgabe der in Abbildung 10 als „Group 2“ benannten

Körperhaltung vorwärtsdynamisch simuliert um erneut, wie bereits in „TAP 3.2: Bewegungssimulation“ beschrieben, auf die notwendige Muskelaktivität für ein Kraftgleichgewicht in der Zielposition schließen zu können.

Nach erfolgter Neubestimmung der erforderlichen Muskelaktivität mithilfe des Mehrkörpermodells wurde erneut ein Set mit Loadcurves für die Muskelregelungsvorgabe auf das FE AHBM übertragen, wobei zuvor bereits ein neues Set mit altersangepassten Muskelmaterialkarten erstellt wurde. Über die exemplarische altersskalierte Version der „Group 2“ Pose hinaus wurden keine weiteren Körperposen der in ATTENTION verwendeten Bewegungssequenz untersucht.

Zuletzt wurden die neuen Muskelmodule für das FE AHBM an das EMI übergeben, die mit diesen drei verschiedenen Kontaktsszenarien simulierten, die so durch drei in GIDAS dokumentierte Fälle mit älteren Fußgängern als Realfall dokumentiert sind. Darüber hinaus erfolgte auch der Vergleich der resultierenden Verletzungsrisiken durch das EMI, da diese bereits eine automatisierte Toolchain für die vollumfängliche Auswertung aller ATTENTION-Spezifischen Unfallszenarien entwickelt hatten.

#### TAP 4.3 Konzeption und Evaluation eines KI-Verfahrens zur Verletzungsprognose

Der in TAP 4.3 vorgesehene Arbeitsschritt „Evaluation der KI-basierten Verletzungsprognose mit modellbasierter Verletzungsvorhersage“ wurde nicht vom IMSB erfüllt, da ein Vergleich von Verletzungsprognose und der in FE-Simulationen bestimmten Verletzungsrisiken stattdessen bilateral von den Partnern QM und EMI durchgeführt wurde.

### 2.1.5 AP5: Demonstrator – Virtuelle Fahrumgebung

Zu Beginn des Projektes und noch vor der Bereitstellung der Bewegungs- und Posendatenbank wurden durch das IMSB Testdaten für die Erstanwendung realistischer Bewegungskinematik aus der H36M Datenbank [39] aufbereitet und über ownCloud bereitgestellt, bei welchen es sich um motion capture basierte Gangdaten handelt. Auf diese Weise sollte die Datenschnittstelle für die Anwendung pre-crash bezogener Bewegungskinematik auf dem in CARLA verwendeten digitalen Menschmodells frühzeitig vorbereitet werden.

#### TAP 5.2 Visualisierung und Steuerung der virtuellen Fahrumgebung

Der Aufgabenpunkt „Untersuchung einer geeigneten Visualisierung des Systemzustandes der Muskelaktivität im virtuellen Demonstrator“ liefert das Ergebnis, dass eine Visualisierung der individuellen Muskelaktivität in der Demonstratorumgebung CARLA nicht möglich ist. Dies ist darin begründet, dass innerhalb des Demonstrators beliebige VRU-Bewegungen abgebildet werden können, die jedoch nicht durch eine muskelgetriebene Vorwärts- oder Inversdynamische Simulation generiert werden. Stattdessen werden die VRUs in CARLA anhand computeranimationstypischer Laufmuster oder Zielgelenktrajektorien bewegt, wodurch demonstratorintern nicht auf Muskelaktivierungen geschlossen, und diese somit auch nicht visualisiert werden können.

Innerhalb des ATTENTION-Projekts wurden Muskelaktivierungen für spezifische Fußgänger- und Radfahrerposen bestimmt (siehe Kapitel 2.1.3), welche jedoch nicht zwangsweise mit den VRU-Bewegungen in CARLA übereinstimmen müssen. Eine exakte Zuordnung von CARLA-VRU-Bewegung und der in Kapitel 2.1.3 simulativ abgeleiteten Aktivierungsmuster ist somit ebenfalls unmöglich. Für die virtuelle Fahrumgebung wurde somit auf eine Visualisierung der Muskelaktivierungszustände verzichtet.

## 2.2 Wichtigste Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

### Beispiele wichtiger Einzelpositionen:

Gehälter wissenschaftlicher Mitarbeiter/Mitarbeiterinnen:	362.921,49 €
Anschaffung Rechnercluster:	47.576,00 €

## 2.3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Der größte Einzelposten betrifft die Beschäftigung der wissenschaftlichen Mitarbeiter. Die Angemessenheit ist durch die hohe Produktivität und der Anzahl der erzielten Publikationen nachgewiesen. Die Mitarbeiter haben sich im Projekt für weitere Aufgaben in der Industrie qualifiziert. Sie werden nach Abschluss ihrer Dissertation entsprechende Positionen in der Industrie bekleiden. Ein wesentliches Element dieses Projekt war die Beschäftigung wissenschaftlich arbeitenden, studentischen Hilfskräften. Dadurch wurden einerseits Berechnungsaufgaben und Aufgaben in der Zusammenstellung zusätzlicher Daten abgearbeitet und andererseits konnten somit Studenten auf diesem Gebiet frühzeitig an Forschungsaufgaben herangeführt werden.

Die Anschaffung des Rechnerclusters war wegen der durchgeführten Berechnungsaufgaben notwendig. Durch die Anschaffung konnten alle Berechnungen im Haus durchgeführt werden. Zusätzlich zu den geplanten Berechnungsaufgaben, konnte die Auslastung der Workstations durch die Übernahme zusätzlicher Berechnungsaufgaben eines Projektpartners erhöht werden.

## 2.4 Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

In ATTENTION werden Unfallsituationen aus Bildinformationen in der Vorkollisionsphase und beim Primäranprall verarbeitet. Die daraus abgeleiteten Resultate liefern wesentliche Erkenntnisse über das Reaktionsverhalten ungeschützter Verkehrsteilnehmer bei einem Unfall. Diese liefern den Fachleuten bis dahin unbekannte Einblicke und unterstützen kurz- bis mittelfristig bei der zukünftigen Auslegung von Fahrzeugsicherheitssystemen.

Die Erarbeitung und teilweise Veröffentlichung verschiedener Datenbanken in ATTENTION, wie z. B. die Positions- und Bewegungsdatenbank für die Prädiktion von VRU oder die Verletzungsdatenbank bei VRU-Kollisionen mit Fahrzeugen, ermöglicht mittel- bis langfristig eine weitere Verbesserung von Algorithmen für die Entwicklung von automatisierten Fahrzeugen, insbesondere im Bereich der Umgebungsprädiktion und der sicheren Trajektorienplanung.

Darüber hinaus stärkt ATTENTION den Wissenschafts- und Technologiestandort Deutschland durch Publikation von Projektergebnissen in Fachzeitschriften (siehe Kapitel 2.6).

In aktuellen Projekten werden insbesondere die Negativergebnisse aus dem Projekt ATTENTION bearbeitet. D.h. die Erfahrungen der nicht erfolgreichen Zielerreichung von Teilzielen werden genutzt, um nochmals detaillierter die Problemstellung zu untersuchen. Es sollen neue Grundlagen dafür gelegt werden, dass zukünftigen Projekte nicht erneut die beobachteten Herausforderungen meistern müssen. Die Positivergebnisse haben zu einem öffentlich-geförderten Folgeprojekt geführt, das die Vorhersagen von Verletzungsmechanismen mit komplexen Berechnungen der Muskelmechanik vereint.

## 2.5 Fortschritt auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen

Dem IMSB sind Fortschritte auf dem Gebiet des ATTENTION-Projekts von folgenden Stellen bekannt:

- Forschungsprojekt „KISSaF“ der Partner ZF, TU Dortmund und INGgreen [50]
- Forschungsprojekt „INTERACT“ der Partner TU Graz, Infineon Technologies Austria und AVL List [51].
- Forschungsprojekt „SmartProtect“ der Partner emotion3D, ZKW Lichtsysteme und der TU Wien [52].
- EU-Forschungsprojekt „V4SAFETY“ mit 17 internationalen Partnern [53].
- Journalpublikation von Gildea et al. [54].

## 2.6 Erfolgte und geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse

### Erfolgte Veröffentlichungen

1. Lich T, Mönnich J, Voss M, Lerge P, Nölle LV, Schmitt S. Applying AI Methods On Video Documented Car-VRU Front Crashes to Determine Generalized Vulnerable Road User Behaviors. Proceedings of the 27th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV), Yokohama, Japan, 2023.
2. Nölle LV, Mishra A, Martynenko OV, Schmitt S. Evaluation of muscle strain injury severity in active human body models. J Mech Behav Biomed Mater. 2022; 135:105463. doi: 10.1016/j.jmbbm.2022.105463.
3. Nölle LV, Alfaro EH, Martynenko OV, Schmitt S. An investigation of tendon strains in jersey finger injury load cases using a finite element neuromuscular human body model. Front Bioeng Biotechnol. 2023; 11:1293705. doi: 10.3389/fbioe.2023.1293705.
4. Nölle LV, Wochner I, Hammer M, Schmitt S. Using muscle-tendon load limits to assess unphysiological musculoskeletal model deformation and Hill-type muscle parameter choice. 2024. doi: 10.1101/2024.04.18.590034.
5. Trube N, Matt P, Jenerowicz M, Ballal N, Soot T, Fressmann D, et al. Plausibility Assessment of Numerical Cyclist to Vehicle Collision Simulations based on Accident Data. Proceedings of the IRCOBI Conference, 2023. pp. 113–35.
6. Trube N, Lerge P, Nölle LV, Mönnich J, Lich T, Schmitt S. Development and plausibility assessment of an active human body model in numerical cyclist to vehicle collision simulations based on real-life accident data. Proceedings of the IRCOBI Conference, 2024.
7. Nölle L.V. On the load limits of the muscle-tendon-unit and their applications in musculoskeletal human body models, 2024.

### Geplante Veröffentlichungen

Lerge P., Nölle L.V., Schmitt S. Deep learning-based estimation of the neutral body posture considering three-dimensional local joint angles. [Submitted to: Human factors]. 2024.

### Geplante Dissertationsschriften

Lerge P. On the application and validation of scaled muscle-driven human body models in ergonomics and automotive, 2025.

### 3 Literaturverzeichnis

1. Vicon. Plug-in Gait Reference Guide - Nexus 2.16 documentation - Vicon Help [updated 14 May 2024; cited 14 May 2024]. Available from: <https://help.vicon.com/space/Nexus216/11607059/Plug-in+Gait+Reference+Guide>.
2. Kim D, Kwon J, Han S, Park Y-L, Jo S. Deep Full-Body Motion Network for a Soft Wearable Motion Sensing Suit. *IEEE ASME Trans Mechatron*. 2019; 24:56–66. doi: 10.1109/TMECH.2018.2874647.
3. Huang Y, Kaufmann M, Aksan E, Black MJ, Hilliges O, Pons-Moll G. Deep inertial poser. *ACM Trans Graph*. 2018; 37:1–15. doi: 10.1145/3272127.3275108.
4. Wang M, Tighe J, Modolo D. Combining Detection and Tracking for Human Pose Estimation in Videos. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE; 2020.
5. Ullman S. The interpretation of structure from motion. *Proc R Soc Lond B Biol Sci*. 1979; 203:405–26. doi: 10.1098/rspb.1979.0006 PMID: 34162.
6. Pavlakos G, Choutas V, Ghorbani N, Bolkart T, Osman AAA, Tzionas D, et al. Expressive Body Capture: 3D Hands, Face, and Body From a Single Image. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. ; 2019.
7. Hassner T, Basri R. Example Based 3D Reconstruction from Single 2D Images. In: Schmid C, Soatto S, Tomasi C, editors. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition workshop, 2006. CVPR 2006* ; New York City, New York, 17 - 22 June, 2006. Piscataway, NJ: IEEE; 2006. p. 15.
8. Bogo F, Kanazawa A, Lassner C, Gehler P, Romero J, Black MJ. Keep it SMPL: Automatic estimation of 3D human pose and shape from a single image. *Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part V 14*. ; 2016. pp. 561–78.
9. Schachner M, Schneider B, Sinz W, Klug C. Extracting Quantitative Descriptions of Pedestrian Pre-crash Postures from Real-world Accident Videos. *international research council on biomechanics of injury*. ; 2020. pp. 231–49.
10. Nölle LV, Schmitt S, Martynenko OV. Defining Injury Criteria for the Muscle-Tendon-Unit. *Proceedings of the International IRCOBI Conference*. Munich, Germany: IRCOBI Council; 2020. pp. 811–3.
11. Kofler D, Tomasch E, Spitzer P, Klug C. Analysis of the Effect of Different Helmet Types and Conditions in Two Real-world Accident Scenarios with a Human Body Model. *Proceedings of IRCOBI Conference*. ; 2020.
12. Han Y, Yang J, Mizuno K, Matsui Y. Effects of vehicle impact velocity, vehicle front-end shapes on pedestrian injury risk. *Traffic Inj Prev*. 2012; 13:507–18.
13. Watanabe R, Katsuhara T, Miyazaki H, Kitagawa Y, Yasuki T. Research of the relationship of pedestrian injury to collision speed, car-type, impact location and pedestrian sizes using human FE model (THUMS Version 4). ; 2012.
14. Leo C, Gruber M, Feist F, Sinz W, Roth F, Klug C. The effect of autonomous emergency braking systems on head impact conditions for pedestrian and cyclists in passenger car collisions. *2020 IRCOBI conference proceedings*. ; 2020. pp. 330–57.
15. Iwamoto M, Nakahira Y, Kimpara H. Development and Validation of the Total HUMAN Model for Safety (THUMS) Toward Further Understanding of Occupant Injury Mechanisms in Precrash and

- During Crash. *Traffic Inj Prev.* 2015; 16 Suppl 1:S36-48. doi: 10.1080/15389588.2015.1015000 PMID: 26027974.
16. Devane K, Johnson D, Gayzik FS. Validation of a simplified human body model in relaxed and braced conditions in low-speed frontal sled tests. *Traffic Inj Prev.* 2019; 20:832–7. doi: 10.1080/15389588.2019.1655733 PMID: 31549531.
  17. Iwamoto M, Nakahira Y. A preliminary study to investigate muscular effects for pedestrian kinematics and injuries using active THUMS. Proceedings of the IRCOBI conference, IRC-14-53, Berlin, Germany. ; 2014. pp. 444–60.
  18. Klug C, Feist F, Schneider B, Sinz W, Ellway J, van Ratingen M. Development of a certification procedure for numerical pedestrian models. 26th ESV Conference. ; 2019. pp. 1–24.
  19. Klug C, Ellway J. Pedestrian Human Model Certification. Technical Bulletin. 2021.
  20. Lich T, Mönnich J, Voss M, Lerge P, Nölle LV, Schmitt S. Applying AI Methods On Video Documented Car-VRU Front Crashes to Determine Generalized Vulnerable Road User Behaviors. Proceedings of the 27th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV), Yokohama, Japan. ; 2023.
  21. Wang X, Xie L, Dong C, Shan Y. Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data. ; 22.07.2021.
  22. Cao Z, Hidalgo G, Simon T, Wei S-E, Sheikh Y. OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields. ; 30.05.2019.
  23. Kocabas M, Athanasiou N, Black MJ. VIBE: Video Inference for Human Body Pose and Shape Estimation. ; 11.12.2019.
  24. Kocabas M, Huang C-HP, Hilliges O, Black MJ. PARE: Part Attention Regressor for 3D Human Body Estimation. ; 17.04.2021.
  25. cubemos GmbH. cubemos Skeletal Tracking SDK [updated 8 Aug 2022; cited 10 Aug 2022]. Available from: <https://www.cubemos.com/skeleton-tracking-sdk>.
  26. Sun K, Xiao B, Liu D, Wang J. Deep High-Resolution Representation Learning for Human Pose Estimation. CVPR 2019. Proceedings. Los Alamitos, Washington, Tokyo: IEEE Computer Society; op. 2019. pp. 5686–96.
  27. Xiao B, Wu H, Wei Y. Simple Baselines for Human Pose Estimation and Tracking. In: Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, Vis Y, editors. Computer vision -- ECCV 2018. Cham, Switzerland: Springer; 2018. pp. 472–87.
  28. Lugaresi C, Tang J, Nash H, McClanahan C, Uboweja E, Hays M, et al. MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines. ; 14.06.2019.
  29. Schmitt S. demoa-base: a biophysics simulator for muscle-driven motion. DaRUS; 2022.
  30. Walter JR, Günther M, Haeufle DFB, Schmitt S. A geometry- and muscle-based control architecture for synthesising biological movement. *Biological cybernetics.* 2021; 115:7–37. Epub 2021/02/15. doi: 10.1007/s00422-020-00856-4 PMID: 33590348.
  31. Günther M, Schmitt S, Wank V. High-frequency oscillations as a consequence of neglected serial damping in Hill-type muscle models. *Biological cybernetics.* 2007; 97:63–79. doi: 10.1007/s00422-007-0160-6 PMID: 17598125.
  32. Haeufle DFB, Günther M, Bayer A, Schmitt S. Hill-type muscle model with serial damping and eccentric force-velocity relation. *J Biomech.* 2014; 47:1531–6. doi: 10.1016/j.jbiomech.2014.02.009 PMID: 24612719.
  33. Kleinbach C, Martynenko O, Promies J, Haeufle DFB, Fehr J, Schmitt S. Implementation and validation of the extended Hill-type muscle model with robust routing capabilities in LS-DYNA for

- active human body models. *Biomed Eng Online*. 2017; 16:109. doi: 10.1186/s12938-017-0399-7 PMID: 28865494.
34. Wochner I, Nölle LV, Martynenko OV, Schmitt S. 'Falling heads': investigating reflexive responses to head-neck perturbations. *Biomed Eng Online*. 2022; 21:25. Epub 2022/04/16. doi: 10.1186/s12938-022-00994-9 PMID: 35429975.
  35. Martynenko OV, Kempter F, Kleinbach C, Nölle LV, Lerge P, Schmitt S, et al. Development and verification of a physiologically motivated internal controller for the open-source extended Hill-type muscle model in LS-DYNA. *Biomech Model Mechanobiol*. 2023:1–30. Epub 2023/08/05. doi: 10.1007/s10237-023-01748-9 PMID: 37542621.
  36. Lstc. LS-DYNA® KEYWORD USER'S MANUAL VOLUME I. LS-DYNA R9.0 08/29/16 (r:7883). 2016. Available from: <https://www.dynasupport.com/manuals/ls-dyna-manuals/ls-dyna-manual-r9.0-vol-i>.
  37. Shigeta K, Kitagawa Y, Yasuki T. Development of next generation human FE model capable of organ injury prediction. *Proceedings of the 21st Annual Enhanced Safety of Vehicles*. 2009:15–8.
  38. Vaughan CL, Davis BL, O'connor JC, others. *Dynamics of human gait*. Human Kinetics Publishers; 1992.
  39. Ionescu C, Papava D, Olaru V, Sminchisescu C. Human3.6M: Large Scale Datasets and Predictive Methods for 3D Human Sensing in Natural Environments. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*. 2014; 36:1325–39. doi: 10.1109/TPAMI.2013.248 PMID: 26353306.
  40. Soni A, Robert T, Rongieras F, Beillas P. Observations on pedestrian pre-crash reactions during simulated accidents. *Stapp Car Crash J*. 2013; 57:157–83. doi: 10.4271/2013-22-0006 PMID: 24435730.
  41. Murtagh EM, Mair JL, Aguiar E, Tudor-Locke C, Murphy MH. Outdoor Walking Speeds of Apparently Healthy Adults: A Systematic Review and Meta-analysis. *Sports Med*. 2021; 51:125–41. doi: 10.1007/s40279-020-01351-3 PMID: 33030707.
  42. Nölle LV, Mishra A, Martynenko OV, Schmitt S. Evaluation of muscle strain injury severity in active human body models. *J Mech Behav Biomed Mater*. 2022; 135:105463. doi: 10.1016/j.jmbbm.2022.105463.
  43. Trube N, Matt P, Jenerowicz M, Ballal N, Soot T, Fressmann D, et al. Plausibility Assessment of Numerical Cyclist to Vehicle Collision Simulations based on Accident Data. *Proceedings of the IRCOBI Conference*. ; 2023. pp. 113–35.
  44. Trube N, Lerge P, Nölle LV, Mönnich J, Lich T, Schmitt S. Development and plausibility assessment of an active human body model in numerical cyclist to vehicle collision simulations based on real-life accident data. *Proceedings of the IRCOBI Conference*. ; 2024.
  45. Bosco C, Komi PV. Influence of aging on the mechanical behavior of leg extensor muscles. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*. 1980; 45:209–19. doi: 10.1007/BF00421329 PMID: 7193130.
  46. Degens H. Human Ageing. In: Zoladz JA, editor. *Muscle and exercise physiology*. London, United Kingdom: Academic Press an imprint of Elsevier; 2019. pp. 423–32.
  47. Delmonico MJ, Harris TB, Visser M, Park SW, Conroy MB, Velasquez-Mieyer P, et al. Longitudinal study of muscle strength, quality, and adipose tissue infiltration<sup>12</sup>. *Am J Clin Nutr*. 2009; 90:1579–85. doi: 10.3945/ajcn.2009.28047.
  48. Goodpaster BH, Park SW, Harris TB, Kritchevsky SB, Nevitt M, Schwartz AV, et al. The loss of skeletal muscle strength, mass, and quality in older adults: the health, aging and body composition study. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*. 2006; 61:1059–64. doi: 10.1093/gerona/61.10.1059 PMID: 17077199.

49. Lynch NA, Metter EJ, Lindle RS, Fozard JL, Tobin JD, Roy TA, et al. Muscle quality. I. Age-associated differences between arm and leg muscle groups. *J Appl Physiol* (1985). 1999; 86:188–94. doi: 10.1152/jap.1999.86.1.188.
50. ZF Friedrichshafen AG. Wenn die KI vorausschauend fährt: ZF und Entwicklungspartner schließen Forschungsprojekt KISSaF ab [updated 10 Jun 2024; cited 11 Jun 2024]. Available from: [https://press.zf.com/press/de/releases/release\\_67971.html](https://press.zf.com/press/de/releases/release_67971.html).
51. FFG. INTERACT [updated 11 Jun 2024; cited 11 Jun 2024]. Available from: <https://projekte.ffg.at/projekt/3803129>.
52. TU Wien. SmartProtect | Computer Vision Lab [updated 11 Jun 2024; cited 11 Jun 2024]. Available from: <https://cvl.tuwien.ac.at/project/smartprotect/>.
53. V4SAFETY. A theme for Kirby CMS [updated 11 Jun 2024; cited 11 Jun 2024]. Available from: <https://v4safetyproject.eu/>.
54. Gildea K, Hall D, Cherry CR, Simms C. Forward dynamics computational modelling of a cyclist fall with the inclusion of protective response using deep learning-based human pose estimation. *J Biomech*. 2024; 163:111959. Epub 2024/01/19. doi: 10.1016/j.jbiomech.2024.111959 PMID: 38286096.