
BACHELORARBEIT

Herr
Constantin Kühn

**Geometrische Unähnlichkeiten
von konstruierten 3D-Rigs aus
Pose Estimation-Daten: Eine
deskriptiv-statistische Analyse**

2022

BACHELORARBEIT

Geometrische Unähnlichkeiten von konstruierten 3D-Rigs aus *Pose Estimation*-Daten: Eine deskriptiv-statistische Analyse

Autoren:

Constantin Kühn

Studiengang:

Biotechnologie - Bioinformatik

Seminargruppe:

BT19wB-B

Erstprüfer:

Prof. Dr. rer. nat. Dirk Labudde

Zweitprüfer:

Florian Heinke, M.Sc.

Mittweida, August 2022

Bibliografische Angaben

Kühn : Geometrische Unähnlichkeiten von konstruierten 3D-Rigs aus *Pose Estimation*-Daten: Eine deskriptiv-statistische Analyse, 75 Seiten, 22 Abbildungen, Hochschule Mittweida, University of Applied Sciences, Fakultät Angewandte Computer- und Biowissenschaften

Englischer Titel: *Geometric Dissimilarities of constructed 3D Rigs from Pose Estimation Data: A descriptive statistical Analysis*

Bachelorarbeit, 2022

Satz: L^AT_EX

Kurzbeschreibung

Die Biometrie bildet in heutigen Zeiten in den Bereichen der forensischen Arbeit und der Sicherheit einen besonderen Teil. Dabei werden in heutigen Verfahren biometrische Merkmale wie Gesichtsmaße, Fingerabdrücke oder auch Irismuster verwendet. Jedoch stößt die Verwendung dieser Merkmale oft an ihre Grenzen, wenn es darum geht, verummte Täter auf Überwachungsaufnahmen zu identifizieren. An dieser Stelle soll der Täter mittels eines Rigs auf der Aufnahme vermessen werden. Die erhaltenen Maße sollen anschließend mit den Maßen von Personen im Reale verglichen werden, um dadurch den Täter von der Aufnahme zu identifizieren.

In dieser Arbeit wird ein gegebener Datensatz näher untersucht. Der Datensatz enthält anthropometrische Maße, Front-Rigs (2D-Rigs) sowie 3D-Rigs von 170 Frauen und 170 Männern. Ziel soll es sein, die im Datensatz gegebene Separierbarkeit mittels eines optimalen Trenn- beziehungsweise Klassifikationsverfahrens nachzuweisen. Zum Einen wird die Vergleichbarkeit der Front- und 3D-Rigs überprüft. Dafür wird eine Möglichkeit gesucht, eine mögliche Abweichung zwischen den Dimensionen der Rigs mittels eines allgemeinen Fehlers beziehungsweise Verhältnisses auszudrücken. Zum Anderen werden verschiedene Klassifikationsverfahren durchgeführt, die zwischen zwei Körperhöhengruppen gegebene Separierbarkeit optimal nachzuweisen. Abschließend wird ein weiteres Merkmal neben der Körperhöhe gesucht, um Personen in Gruppen einzuteilen. Im Verlauf der Arbeit wird ersichtlich, dass zwischen den Front-Rigs und 3D-Rigs ein Unterschied besteht, der sich jedoch schwer in einen allgemeinen Fehler beziehungsweise ein allgemeines Verhältnis fassen lässt. Mittels der Manhattan-Distanz kann die Separierbarkeit nur schwer nachgestellt werden. Durch die Verwendung von k-NNs und logistischen Regressionen ist die Separierbarkeit trotz auftretender Falschklassifikationen nachzuweisen. Als weiteres Merkmal zur Körperhöhe wird das Verhältnis von Oberkörper zu Unterkörper betrachtet. Die mittels dieses Verhältnisses bestimmten Gruppen sind ebenfalls nachweisbar. In Zukunft sollte der Unterschied zwischen Front- und 3D-Rigs verkleinert beziehungsweise verallgemeinert werden, um die Vergleichbarkeit zu steigern. Des Weiteren sollte die Separierbarkeit mittels weiterer Klassifikationsverfahren nachgewiesen werden. Außerdem sollte über eine Erweiterung des Datensatzes um weitere Individuen oder auch andere Körperhöhen nachgedacht werden. Zudem sollten auch andere Merkmale zur Gruppierung der Personen weiter untersucht werden.

I. Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis.....	I
Abbildungsverzeichnis.....	II
Tabellenverzeichnis.....	III
Abkürzungsverzeichnis.....	IV
Danksagung.....	V
1 Einleitung.....	1
1.1 Anthropometrie.....	1
1.2 Biometrie.....	5
1.3 Personidentifikation im Kontext der Forensik.....	7
1.4 <i>Pose Estimation</i> und der Begriff Rig.....	9
2 Datenakquise.....	11
3 Methodische und theoretische Grundlagen.....	15
3.1 Unähnlichkeitsmaße für Front-Rigs.....	15
3.2 Klassifizierungsverfahren.....	15
3.3 Evaluationsverfahren/-maße.....	16
3.3.1 Maße.....	16
3.3.2 Kreuzvalidierung.....	18
4 Dimensionaler Vergleich.....	19
4.1 Vergleich der Front-Rigs der Frauen mit den zugehörigen 3D-Rigs.....	19
4.2 Vergleich der Front-Rigs der Männer mit den zugehörigen 3D-Rigs.....	23
4.3 Projektionsfehler der 3D-Rigs.....	26
5 Test auf Separierbarkeit der Individuen anhand der Körperhöhe.....	29
5.1 Test mittels der Manhattan-Distanz.....	29
5.2 Test mittels k-NN.....	33
5.2.1 k-NN mit euklidischer Distanz.....	33
5.2.2 k-NN mit Manhattan-Distanz.....	37
5.3 Test mittels logistischer Regression.....	39
5.3.1 Modelle anhand der Schulterhöhe.....	39

5.3.2 Modelle anhand der Beinmaße	41
5.3.3 Modelle anhand aller verfügbaren Maßen und Distanzen	42
5.3.4 Vergleich an den Männern	43
6 Gruppierung der Individuen in Körperverhältnisklassen	47
6.1 Körperverhältnisklassen in den anthropometrischen Daten	47
6.2 Körperverhältnisklassen in den <i>Pose Estimation</i> -Daten	49
7 Ausblick.....	53
8 Zusammenfassung	55
A Tabellen	57
B Abbildungen.....	61
Literaturverzeichnis.....	69
Onlinequellen	71
Glossar	73

II. Abbildungsverzeichnis

1.1	Beispiele für Proportionsfiguren	2
1.2	Anthropometrische Messpunkte am menschlichen Körper	3
1.3	Darstellung des Vergleichs zwischen der Schrittlänge (step length) und Doppelschrittlänge (stride length)	9
2.1	schematische Darstellung eines Rigs mit allen 25 Schlüsselpunkte und den 24 berechneten Distanzen	13
4.1	Boxplot mit den Fehlern zwischen Front-Rigs und 3D-Rigs pro Distanz bei den Frauen	20
4.2	Boxplot mit den prozentualen Fehlerverhältnissen aller Individuen pro Distanz bei den Frauen	21
4.3	Boxplot mit den Fehlerverhältnissen aller Individuen pro Distanz bei den Frauen	22
4.4	Vergleich des Front-Rigs und des 3D-Rigs der 69. Frau der Gruppe F_{163}	23
4.5	Boxplot mit den Fehlern zwischen Front-Rigs und 3D-Rigs pro Distanz bei den Männern	24
4.6	Boxplot mit den Fehlerverhältnissen aller Individuen pro Distanz bei den Männern	25
5.1	Gegenüberstellung der Histogramme zu den Vergleichen innerhalb der Körperhöhen- gruppen bei den Männern	31
5.2	Gegenüberstellung der Histogramme zu den Vergleichen innerhalb der Körperhöhen- gruppen bei den Männern	33
5.3	kleinster F_1 -Score in den 170 Durchläufen pro ausgelassenem Individuum des Aus- schlussverfahrens	35
6.1	Histogramm der Körperverhältnisse der Frauen	48
B.1	Verteilung der Fehlerverhältnisse der Frauen innerhalb der Individuen	61
B.2	Verteilung der Fehlerverhältnisse der Männer innerhalb der Individuen	62
B.3	mittlerer Projektionsfehler sowie Standardabweichung der 3D-Rigs der Frauen	63
B.4	mittlerer Projektionsfehler sowie Standardabweichung der 3D-Rigs der Männer	64
B.5	Histogramme der Matrizen mit der Manhattan-Distanzen der Vergleiche der Frauen- 3D-Rigs	65
B.6	Vergleich der Manhattan-Distanzen der ersten beiden Frauen aus der Gruppe F_{173} mit den beiden Gruppen	66

B.7 Histogramme der Matrizen mit der Manhattan-Distanzen der Vergleiche der Männer- 3D-Rigs	67
B.8 Vergleich der Manhattan-Distanzen der ersten beiden Frauen aus der Gruppe M_{185} mit den beiden Gruppen	68

III. Tabellenverzeichnis

2.1	Anthropometrische Messstrecken und die dazu gehörigen Normen.....	11
3.1	Darstellung der Konfusionsmatrix einer Kreuzvalidierung	17
5.1	Kennwerte der drei Distanzmatrizen mit den Manhattan-Distanzen der Körperhöhen- gruppen der Frauen	30
5.2	Kennwerte der drei Distanzmatrizen mit den Manhattan-Distanzen der Körperhöhen- gruppen der Männer	32
5.3	F_1 -Score und Matthews Korrelationskoeffizient für das k-NN der Manhattan-Distanzen der Frauen mit $k = 5$ sowie neuer Testdatenauswahl.....	34
5.4	F_1 -Scores und MCCs für die Durchläufe des k-NNs mit verschiedenen großen k	36
5.5	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs an den Frauendaten; samt Spann- weiten	36
5.6	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs an den Männerdaten; samt Spannweiten	37
5.7	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs mit Manhattan-Distanz an den Frauendaten; samt Spannweiten	38
5.8	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs mit Manhattan-Distanz an den Männerdaten; samt Spannweiten	39
5.9	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die drei Regressionsmodelle, welche die Schulterhöhe als Datengrundlage verwenden; samt Spannweiten	40
5.10	Vergleich der F_1 -Scores und MCCs in den einzelnen 10 Runden der Validierungen für die drei Regressionsmodelle, welche die Schulterhöhe als Datengrundlage verwenden	40
5.11	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs sowohl für die summiert als auch die unsum- miert Schulterhöhe in den Rigs; samt Spannweiten	41
5.12	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die drei Regressionsmodelle, welche die Außenbeinlänge als Datengrundlage verwenden; samt Spannweiten	42
5.13	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die Regressionsmodelle, die alle verfügba- ren Maße und Distanzen verwenden; samt Spannweiten	43

5.14	Vergleich der mittleren F_1 -Scores und der mittleren MCCs der logistischen Regressionsmodell zwischen Frauen und Männer	45
6.1	F_1 -Score und MCC aus den 10 Runden der Kreuzvalidierung, für die logistische Regression mittels der Körperverhältnisse der Front-Rigs	49
6.2	mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die Regressionsmodelle zu den Körperverhältnissen in den Rigs; samt Spannweiten	50
A.1	Mittlere Fehler und Standardabweichungen der 24 Distanzen zwischen den Front- und den 3D-Rigs bei den Frauen	57
A.2	Mittlere Fehler und Standardabweichungen der 24 Distanzen zwischen den Front- und den 3D-Rigs bei den Männern	58
A.3	Mittlere prozentuale Fehlerverhältnisse der 24 Distanzen in Bezug auf "Mitte der Hüfte_Hals" bei den Frauen	59
A.4	Mittlere prozentuale Fehlerverhältnisse der 24 Distanzen in Bezug auf "Mitte der Hüfte_Hals" bei den Männern.....	60

IV. Abkürzungsverzeichnis

d^3	Distanz im dreidimensionalen Raum
d^n	Distanz im hochdimensionalen Raum
d_E	euklidische Distanz
d_M	Manhattan-Distanz
f_n	falsch negativ
f_p	falsch positiv
G_{ou}	Körperverhältnisklasse mit Individuen die ein großes Ober-/Unterkörperverhältnis haben
K_{ou}	Körperverhältnisklasse mit Individuen die ein kleines Ober-/Unterkörperverhältnis haben
r_n	richtig negativ
r_p	richtig positiv
2D	zweidimensional
3D	dreidimensional
anthropo.	anthropometrisch
BKA	Bundeskriminalamt
engl.	auf englisch
F_{163}	Körperhöhengruppe der Frauen mit der Körperhöhe 163 cm
F_{173}	Körperhöhengruppe der Frauen mit der Körperhöhe 173 cm
ISO	International Organization for Standardization (engl.), Internationale Organisation für Normung
k-NN	k-nearest-neighbor (engl.), k-Nächste-Nachbarn
M_{175}	Körperhöhengruppe der Männer mit der Körperhöhe 175 cm
M_{185}	Körperhöhengruppe der männer mit der Körperhöhe 185 cm
MCC	Matthews correlation coefficient (engl.), Matthews Korrelationskoeffizient
RAMSIS	Rechnerunterstütztes Anthropometrisches Mathematisches System zur In-sassen Simulation
vs.	versus

V. Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich ganz herzlich bei allen Personen bedanken, die mich durch mein Bachelorstudium sowie die Zeit der Bachelorarbeit begleitet haben.

Mein Dank gilt an erster Stelle Prof. Dr. rer. nat. Dirk Labbude für die Betreuung dieser Arbeit.

Ein ebenso großer Dank richtet sich an Herrn Florian Heinke, welcher mir zu diesem Thema verholfen hat. Der Dank gilt vorallem der wunderbaren Betreuung im Bachelorstudium als auch in der Bearbeitungszeit des Projektes, welche das Abschlussprojekt im 5. Semester, das Praxismodul sowie die Bachelorarbeit umfasst. Dabei begeisterte er mich für die bioinformatischen Arbeit und half mir bei Problemen stets weiter.

Des Weitern möchte ich mich hier auch bei meiner Familie und meinen Freunden bedanken, die mir immer wieder neue Motivation und Kraft gaben und mich immer unterstützten.

Recht herzlichen Dank für die ganze Unterstützung.

1 Einleitung

Seit Jahrzehnten werden Täter und Personen anhand ihres Fingerabdrucks identifiziert (Labudde und Spanger, 2017). Der Fingerabdruck gilt zwischen den Menschen als individuell. In den letzten Jahrzehnten etabliert sich die Biometrie, die Identifikation über verschiedene Körpermaße, in der Forensik. Nun sei angenommen, dass von einem Tatort beziehungsweise Fluchtweg Aufnahmen einer Überwachungskamera gegeben sind. Auf der Aufnahme sind nun mögliche Täter oder Mittäter zu beobachten. Jedoch können diese nicht anhand der Gesichter identifiziert werden, da diese durch eine Maske verdeckt oder durch die geringe Auflösung der Kamera nicht erkennbar sind. Mit der Frage, wie eine Identifikation dennoch ermöglicht werden kann, beschäftigt sich die Digitale Forensik. Im Rahmen dieser wird geprüft, ob sich mit der digitalen Vermessung des gesamten Körpers eine Möglichkeit bietet, den oder die Täter zu identifizieren.

In dieser Arbeit soll die in einem Datensatz gegebene Trennbarkeit mittels des best möglichen Verfahrens nachgewiesen werden. Dafür werden verschiedene Klassifikationsmethoden angewendet. Die gegebene Trennbarkeit basiert dabei auf der Körperhöhe eines Individuums. Des Weiteren wird versucht, die Trennbarkeit an weiteren körperlichen Merkmalen nachzuweisen.

Im weiteren Verlauf dieses Kapitels sollen grundlegende Begrifflichkeiten geklärt werden, beispielsweise was Anthropometrie bedeutet. Des Weiteren wird darauf eingegangen, welche Rolle die Personidentifikation in der Forensik spielt. Abschließend wird der Begriff der Pose Estimation näher beleuchtet, da Mithilfe dieser die Daten erzeugt wurden.

1.1 Anthropometrie

Ende des 19. Jahrhunderts wird der Begriff "Anthropometrie" geprägt (Labudde und Spanger, 2017). Dieser Begriff bezeichnet das wissenschaftliche Gebiet der Körperlehre, welche auch als Somatometrie betitelt wird. Als wissenschaftliche Disziplin ist sie Teilgebiet der verschiedensten Wissenschaften, beispielsweise der Biologie sowie der [Sozialhygiene](#). Anthropometrische Untersuchungen befassen sich dabei mit der Vermessung des menschlichen Körpers. Die aus der Vermessung gewonnenen Daten werden dazu verwendet Merkmalskomplexe einer Person, wie zum Beispiel den Torso oder die Füße, in eine Population einzuordnen. Mithilfe dieser Einordnungen können anschließend Aussagen über die Verteilung eines Merkmals in dieser gewissen Ausprägung getroffen werden. Des Weiteren sind Anthropologen in der Lage mithilfe der Körpermaße Personen in Körperbautypen zu unterteilen. Zusätzlich sollen Korrelationen zwischen einzelnen Maßen gefunden werden (Martin, 1925).

Die somit erhobenen Daten können auf verschiedene Arten dargestellt werden. Einerseits ist es möglich, die Daten in einer zeichnerischen beziehungsweise auch fotogra-

fischen Rekonstruktion des Körpers zusammenzufassen. Dabei sollte der Körper aus verschiedenen Perspektiven gezeigt werden. Andererseits können die Daten auch innerhalb einer graphischen Abweichungstabelle festgehalten werden. Vorteil dabei ist, dass die Daten eines Individuum im gleichen Zug mit einem Durchschnitt verglichen werden können. Eine dritte Variante die Ergebnisse festzuhalten, ist eine Proportionsfigur, welche einem Rig ähnelt. Bei einer sogenannten Proportionsfigur, welche in der Abbildung 1.1 zusehen ist, handelt es sich um eine zeichnerische Darstellung der Daten. Zum Erstellen einer solchen skelettartigen Figur wird die Körpergröße auf 100 mm gesetzt. Dementsprechend werden alle Maße die in dieser Figur eingetragen werden skaliert. Aufgrund dieser Skalierung sind die Werte einfacher mit Werten anderer Individuen zu vergleichen, als in ihrer absoluten Form (Martin, 1925).

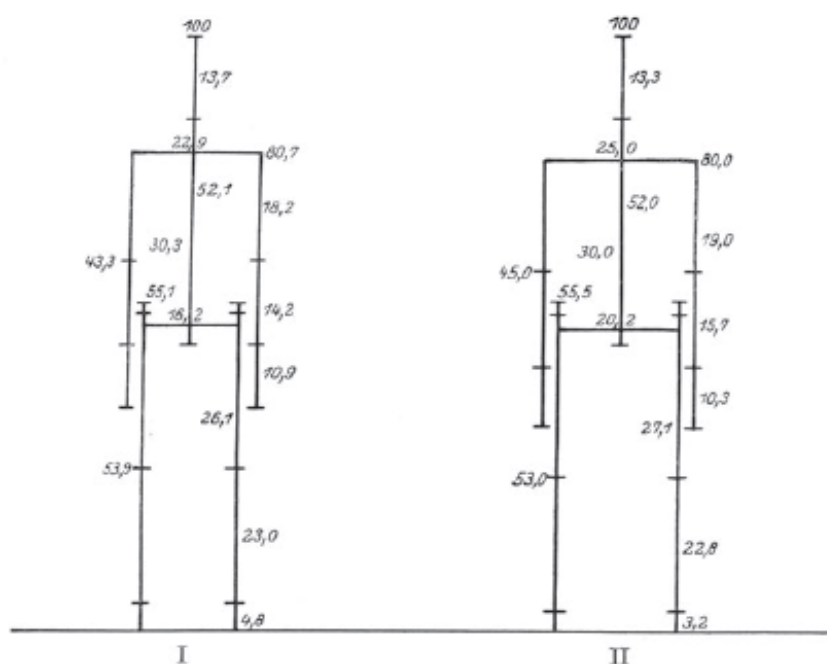


Abbildung 1.1: Beispiele für Proportionsfiguren

Die Abbildung zeigt Beispiele für Proportionsfiguren. In diesen sind die gemessenen Körpermaße auf 100 mm Körperhöhe skaliert abgetragen.

Bildquelle: Martin, 1925

Nach der Beschreibung wie die genommenen Maße dargestellt werden, folgt die Beschreibung einer Auswahl an Maßen aus anthropometrischer Sicht. Dabei beschränkt sich die Auswahl auf Maße, welche auch in einem der verwendeten Rigs wiederspiegelt werden können. Das schließt sämtliche Umfänge sowie einige Längen und Breiten am Körper aus. Sämtliche anthropometrischen Messpunkte sind in der Abbildung 1.2 wieder zu finden.

Wie aus dem späteren Verlauf der Arbeit hervorgehend, ist die Körperhöhe, welche im allgemeinen Sprachgebrauch als Körpergröße bezeichnet wird, eine gute Möglich-

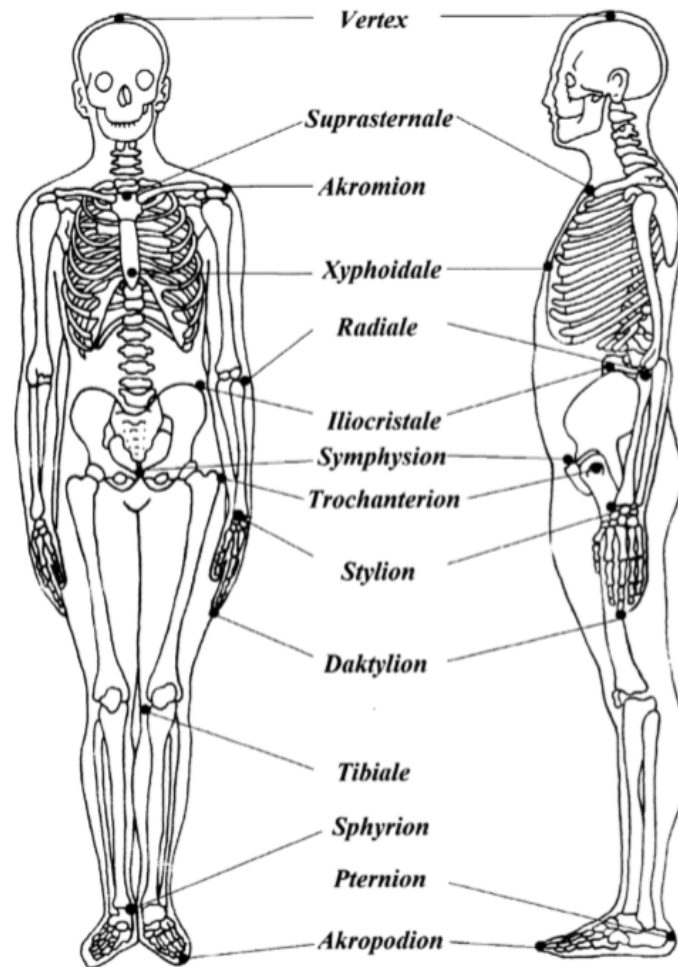


Abbildung 1.2: Anthropometrische Messpunkte am menschlichen Körper

Die Abbildung zeigt die in der Anthropometrie verwendeten Messpunkte am Skelett. Dabei ist die frontale als auch die seitliche Ansicht gegeben.

Bildquelle: <https://drmro.pl/punkty-antropometryczne/>

keit Personen in Gruppen einzuteilen. Mit dem Begriff der Körperhöhe wird die Höhe des Scheitels, fachlich als Vertex bezeichnet (siehe Abbildung 1.2), über dem Boden beschrieben. Im Allgemeinen wird diese im Stehen vermessen, kann jedoch in Einzelfällen auch von Liegenden gemessen werden (Martin, 1925).

Der menschliche Körper ist in verschiedene Segmente unterteilbar, in den Rumpf, die Extremitäten, sprich Arme und Beine, und den Kopf. Der Rumpf wird oft auch Torso oder einfach Oberkörper genannt. Beginnend soll hier die Rumpflänge erwähnt werden. Diese wird über die Differenz zweier Höhen berechnet werden. Zum Einen wird die Höhe des oberen Brustbeinrandes über dem Boden benötigt. Um die Höhe zu erhalten, wird der Abstand der Suprasternale zum Boden gemessen. Die Suprasternale bezeichnet dabei die Vertiefung an der Oberseite des Brustbeins, wie in Abbildung 1.2 gezeigt wird. Mit dieser Höhe wird das obere Ende des Rumpfes markiert. Das untere Ende ist über die Höhe des oberen Randes der Symphyse der Schambeine bestimm-

bar. Dieser Messpunkt wird auch als Symphysis bezeichnet. Wie in der Abbildung 1.2 zusehen ist, liegt das Symphysis in der oberen Schambeinfuge. Alternativ zur Höhe des Symphysis über dem Boden kann auch die Mitte der Schambeinsymphyse genutzt werden. Diese liegt wenige Zentimeter unterhalb des Symphysis. Jedoch liegt der Messpunkt nah bei den Geschlechtsteilen, weshalb er relativ schwierig bestimmbar und mit möglichen Unannehmlichkeiten verbunden ist (Martin, 1925). Um nun die Rumpflänge zu berechnen, wird die Höhe des Symphysis von der Höhe der Suprasternale abgezogen.

In einem Rig können für den Oberkörper zwei Breiten dargestellt werden, die Schulterbreite und die Hüftbreite. Die Schulterbreite bezeichnet dabei den Abstand zwischen beiden Akromien. Wie in Abbildung 1.2 zusehen, ist ein Akromion die Mitte des Seitenrades eines Knochenvorsprungs, welcher zum Schulterblatt gehört. Diese Punkte können auch als Akromialpunkte bezeichnet werden. Anzumerken sei hier, dass diese Schulterbreite nicht mit der Breite zwischen den seitlichsten Punkten des *Musculus deltoideus* zu verwechselt ist (Martin, 1925). Die Hüftbreite in einem Rig kann mit der größtmöglichen Hüftbreite gleichgesetzt werden. Diese wird über den Abstand der beiden seitlichsten Punkte der Hüfte bestimmt. Abhängig von der Magerkeit einer Person, kann auch der Breite beziehungsweise Abstand zwischen den Trochanter als Hüftbreite verwendet werden (Martin, 1925). Der Messpunkt hierfür bildet das Trochanterion. Wie die Abbildung 1.2 zeigt, handelt es sich dabei um einen Knochenvorsprung beziehungsweise -erhebung des Oberschenkelknochens, welcher sich auf der Höhe des Hüftgelenks befindet.

Die Länge der Extremitäten kann sich im anthropometrischen Sinne über die Differenz verschiedener Höhen bestimmt werden. An den Armen können in einem Rig drei Höhen abgetragen werden, die Schulterhöhe, die Höhe des Ellenbogens und die Höhe des Handgelenks. Die Schulterhöhe bezeichnete Höhe, wird über den Abstand zwischen den Akromien und dem Boden bestimmt. Für die Höhe des Ellenbogen wird der Messpunkt namens Radiale verwendet. Dieser ist der Oberrand des Ellenbogengelenknorpels. Der Begriff Stylion bezeichnet den Messpunkt, welcher verwendet wird um die Höhe des Handgelenks über dem Boden zu bestimmen. Dabei spiegelt der Messpunkt nicht exakt das Handgelenk sondern den Griffelfortsatz der *Speiche* wider. Diese drei Höhen werden benutzt, um die Armlänge, die Oberarmlänge und die Unterarmlänge wie folgt zu berechnen (Martin, 1925):

$$\text{Armlänge (ohne Hand)} = \text{Schulterhöhe} - \text{Höhe des Stylions} \quad (1.1)$$

$$\text{Oberarmlänge} = \text{Schulterhöhe} - \text{Höhe der Radiale} \quad (1.2)$$

$$\text{Unterarmlänge} = \text{Höhe der Radiale} - \text{Höhe des Stylions} \quad (1.3)$$

Wie die Länge der Arme so können auch die Länge der Beine mittels verschiedener Höhen berechnet werden. Die Gesamtbeinlänge wird über die Höhe des Hüftgelenks, speziell den Femurkopf des Hüftgelenks, bestimmt. Alternativ kann die Spinalhöhe verwendet werden, da die Beine im Kontakt mit dem Boden stehen. Die Spinalhöhe kann

mittels des vorderen Darmbeinstachels bestimmt werden. Dieser liegt nur wenige Zentimeter vom Hüftgelenk entfernt. Die Länge des Oberschenkels wird berechnet, indem die Kniehöhe von der Spinalhöhe subtrahiert wird. Die Kniehöhe wird mithilfe des Messpunktes namens Tibiale bestimmt. Wie in der Abbildung 1.2 gezeigt wird, liegt die Tibiale am inneren Gelenkrand des Schienbeins. Um die Länge des Unterschenkels zu berechnen, wird die Fußhöhe von der Kniehöhe abgezogen. Diese wird von der inneren Knöchelspitze aus gemessen. Der Messpunkt wird auch als Sphyrion bezeichnet. Neben der Fußhöhe kann in einem Rig auch die Fußlänge und Fußbreite abgetragen werden. Die Fußlänge bezeichnet den Abstand zwischen der Ferse, auch Pternion genannt, und der vordersten beziehungsweise längsten Zeh, welcher auch als Akropodion bezeichnet wird. Beide Messpunkte sind ebenfalls in Abbildung 1.2 dargestellt. Die Fußbreite bezeichnet die Breite zwischen den Köpfchen der Mittelfußknochen I und V (Martin, 1925).

Für die Biometrie sind in der heutigen Zeit die Maße des Kopfes von sehr hoher Bedeutung. Als Beispiel soll zum Einen der Abstand zwischen den inneren Augenwinkeln genannt sein. Der Abstand beschreibt die horizontale Entfernung zwischen den inneren Augenwinkeln. Die inneren Augenwinkel bilden den Zusammenlauf der oberen und unteren Lidrändern. Zum anderen soll die Pupillardistanz genannt werden, was ein ähnliches Maß ist. Sie bezeichnet den geradlinigen Abstand zwischen den Mittelpunkten der Pupillen (Martin, 1925).

1.2 Biometrie

Die Biometrie beschäftigt sich als Wissenschaft mit der Vermessung des Körpers, insbesondere dem des Menschen. Dies lässt sich auch aus dem Begriff "Biometrie" bereits ableiten. Dieser setzt sich aus den beiden griechischen Wörtern *bios* für "Leben" und *metron* für "Maß" zusammen. In der Biometrie wird demnach ein Maß am Lebenden genommen. In der Biometrie finden dabei statistische Methoden Anwendung, welche auch in der Human- und Veterinärmedizin sowie anderen wissenschaftlichen Gebieten verwendet werden. Die Daten, welche in der Biometrie erhoben werden, dienen im Allgemeinen dazu, Personen zu authentifizieren beziehungsweise zu identifizieren (Labudde und Spanger, 2017).

Aus historischer Sicht ziehen Wissenschaftler die Maße des Menschen als Mittel zur Identifizierung bereits seit sehr langer Zeit in Betracht. So wurden schon 2000 Jahre vor Christus Fingerabdrücke als Markierung oder Signierungen verwendet. Im 19. Jahrhundert bewies der deutsche Anthropologe Hermann Welker, dass der menschliche Fingerabdruck über die Lebensspanne weitgehend unverändert bleibt (Labudde und Spanger, 2017). Wie bereits erwähnt wurde Ende des 19. Jahrhunderts der Begriff Anthropometrie geprägt (siehe Kapitel 1.1). Dadurch kann die Anthropometrie als Teil der Biometrie angesehen werden. In der heutigen Zeit werden biometrische Verfahren und Merkmale als Spur beziehungsweise als Hinweise auf Opfer oder mögliche Täter verwendet (Labudde und Spanger, 2017).

Eine Spur bezeichnet dabei eine Auswirkung oder Wirkung auf ein Objekt, sprich eine Veränderung, welche gemessen werden kann, zum Beispiel ein Fingerabdruck auf einem Glas. Wird dieser Fingerabdruck nun mit biometrischen Verfahren analysiert, so kann dieser aufgrund seiner Einmaligkeit einer bestimmten Person zugeordnet werden. Dadurch ist zum Beispiel der Ermittler in der Lage, eine Verbindung zwischen der Person und dem Tathergang zu schließen, beispielsweise sie als Täter identifizieren. Dabei vermisst der Ermittler ein quantitatives Merkmal des Lebewesens. Heutzutage läuft die Vermessung beziehungsweise Aufnahme des individuellen Merkmals, sei es physiologisch oder verhaltenstypisch, automatisiert ab. Die Identifizierung einer Person ist die Feststellung der zu einer unbekannt Person zugehörigen persönlichen Angaben (Name, Alter, Augenfarbe und weiteres). Meist wird dafür ein biometrisches Merkmal erfasst und in einer Datenbank die ähnlichste Person zu diesem Merkmal gesucht. Bei der Authentifizierung hingegen handelt es sich um den Prozess der Überprüfung der Echtheit einer Person. Innerhalb dieses Prozesse wird ebenfalls ein biometrisches Merkmal erfasst. In diesem Fall ist die Identität der Person jedoch bekannt, weshalb die in der Datenbank hinterlegten Daten für die zu bestätigende Person abgerufen und mit dem erfassten Merkmal abgeglichen werden (Labudde und Spanger, 2017).

Für diese Prozesse bietet der menschliche Körper eine Vielzahl an möglichen Merkmalen, beispielsweise das Iris- beziehungsweise auch das Netzhautmuster oder das Muster des Fingerabdrucks. Im biologischen Sinne sind die erfassbaren Merkmale schwer in Kategorien einzuordnen. Ein Merkmal kann beispielsweise genotypisch sein, wodurch es auch vererbt werden kann. Auf der anderen Seite ist ein Verhaltensmerkmal an erziehbar oder auch veränderbar, sprich es kann gesteuert werden. Viele Merkmale, zum Beispiel der Fingerabdruck, entstehen während der Embryonalentwicklung. Jedoch ist feststellbar, dass jedes bekannte biometrische Merkmal drei Bedingungen erfüllt. Erstens, die Einzigartigkeit. Das Merkmal ist von Person zu Person unterschiedlich ausgeprägt, selbst die kleinsten Abweichungen machen es bei einer Person einmalig. Zweitens, die Konstanz. Egal wie eine Person altert oder sich verändert, das Merkmal hat sich so wenig wie möglich mit verändert, sprich seine Ausprägung ist trotz der restlichen Veränderungen gleichgeblieben. Drittens, die Verbreitung. In einer Population tritt das Merkmal oft genug auf, um Personen daran zu unterscheiden. Solange ein Merkmal diese drei Bedingungen erfüllt kann es als biometrisch angesehen werden. Die Analyse eines solchen biometrischen Merkmals ist dabei in drei Phasen einzuteilen. Zuerst wird die biometrisch relevante Information oder Eigenschaft aufgenommen beziehungsweise erfasst. Danach erfolgt die Gegenüberstellung des Erfassten mit Vergleichsmaterial oder einem [Template](#)-Datensatz. Bei der Gegenüberstellung wird das sogenannte Matching vollzogen, sprich es wird eine Abweichung mittels einer Ähnlichkeitsfunktion ermittelt. Diese Abweichung ist als numerischer Wert messbar, was den Vergleich von Merkmalen erst möglich macht (Labudde und Spanger, 2017).

Werden die beiden Begriffe, Anthropometrie und Biometrie, nun gegenübergestellt, so kann festgehalten werden, dass der Begriff der Biometrie die Anthropometrie mit einschließt. Dies liegt in der Tatsache, dass beide Wissenschaftsdisziplinen sich mit dem gleichen Thema beschäftigen, dem Vermessen des Menschen. Die Anthropometrie

nutzt die gewonnenen Erkenntnisse, um Populationen miteinander zu vergleichen und die Verteilung einer Merkmalsausprägung zu beobachten. Dieses Wissen nutzt die Biometrie für eine mögliche Anpassung der Identifikation von Personen.

1.3 Personidentifikation im Kontext der Forensik

Die forensische Arbeit beschäftigt sich mit den verschiedensten Aufgaben im Bereich der Spurensicherung als auch der Spurenanalyse. Die Identifikation von Personen gehört dabei zu einem wichtigen Bestandteil, da diese dazu beiträgt den richtigen Täter zu ergreifen. In Deutschland speichert das Bundeskriminalamt (BKA) zur Zeit drei verschiedene Arten von Daten: DNA-Profile, Fingerabdrücke und Lichtbilder (Bundeskriminalamt, 2022). Mithilfe dieser Daten können Polizisten Täter identifizieren und überführen. Die gespeicherten Lichtbilder werden dabei zur biometrischen Erkennung von Personen verwendet. Als bekanntest und bedeutendsten Spur ist der Fingerabdruck bekannt, wie bereits zuvor erwähnt. Diese Stellung kommt durch die Individualität eines Fingerabdrucks. Um einen Täter in Deutschland zu überführen müssen 12 Minuten übereinstimmen, wenn das Grundmuster des Fingerabdrucks nicht erkannt wird. Wenn das Grundmuster erkannt wird, reichen in Deutschland bereits 8 Minuten für die Übereinstimmung (Laudon, 2013). In anderen Ländern weicht die Anzahl der Minuten von dem Wert in Deutschland ab. Neben der Frage wie viele Merkmale des Fingerabdrucks übereinstimmen sollten, stellte sich ebenso die Frage wie entscheidend die Qualität des Abdrucks ist. Oft werden an Tatorten nur Fragmente oder Teilabdrücke sicher gestellt. Des Weiteren hängt die Qualität eines gescannten Fingerabdrucks auch von der Qualität des Scangerätes ab. Angenommen es werden die Fingerabdrücke von Personen verglichen die ein stark ähnliches Muster aufweisen. So besteht eine deutliche Gefahr, dass jede kleinste Verschmutzung oder Unreinheit im erhaltenen Fingerabdruck dazu führt, diesen der falschen Person zuzuordnen. Dadurch ist die Sicherheit, dass der Abdruck zu genau dieser Person gehört, von der Qualität abhängig. Des Weiteren ist die Individualität des Fingerabdrucks durch seine lange und hauptsächlichliche Benutzung aus wissenschaftlicher Sicht nicht ganz voll bestätigt (Laudon, 2013).

Ein ähnliches Gebiet zur Biometrie bildet die forensische Ganganalyse, englisch *forensic gait analysis*. Allgemein beschäftigt sich dieses wissenschaftliche Gebiet mit der Untersuchung der menschlichen Fortbewegung, im engeren Sinn mit der Erkennung und Bewertung von Bewegungsmustern oder Auffälligkeit. Dabei wird die Ganganalyse in der Forensik zur Identifizierung von Personen anhand von Besonderheiten oder Muster genutzt. Jedoch ist die Individualität des Bewegungsablaufs einer Person noch nicht voll wissenschaftlich bestätigt (Badiye, Kathane und Krishan, 2021). Deshalb kann die Ganganalyse als Hilfsmittel zu Identifikation angesehen werden. Die Ganganalyse untersucht Fußabdrücke von Tatorten sowie Aufnahmen von Überwachungskameras. Im wissenschaftlichen Bereich werden meist Probanden gefilmt, während sie vor einer

Kamera auf und ablaufen. Die wissenschaftliche Untersuchung von Fußabdrücken und Gangarten ist Teil der forensischen Podologie. Diese beschäftigt sich mit den Aussagen die ein Fußabdruck im forensischen Sinne liefern kann, beispielsweise welches Schuhwerk die Person trug oder auch die Schuhgröße. Aus den gefundenen Fußabdrücken kann ebenfalls ein Schrittmuster abgelesen werden. Im Allgemeinen besteht der Vorgang eines Schrittes aus zwei Phasen, der Schwing- und der Standphase. Diese können in weitere Phasen unterteilt werden, beispielsweise die Vor-Schwungphase oder die Mittel-Standphase (Badiye, Kathane und Krishan, 2021).

Die Ganganalyse ist in zwei Anwendungsfelder trennbar, die Ganganalyse auf einer Oberfläche und die in einem Video beziehungsweise mittels Kamera. Bei der Ganganalyse auf Oberflächen werden Fußabdrücke untersucht. Um eine vernünftige Aussage zu erhalten, muss eine Mindestanzahl von drei bis vier Abdrücken betrachtet werden. Dabei werden die Dimension, sprich Breite, Länge und Tiefe, des Abdrucks untersucht. Anhand dieser drei Eigenschaften kann bereits einiges festgestellt werden, beispielsweise wie schwer die Person ist. Des Weiteren wird neben der Form auch das Profil betrachtet. Für die Ganganalyse werden vor allem auch die Schritt- und Doppelschrittlänge begutachtet. Die Schrittlänge (*engl.* step length) bezeichnet dabei den Abstand zwischen dem vorderen und hinteren Fuß die bei einem Schritt vorliegt. Die Doppelschrittlänge (*engl.* stride length) hingegen bezeichnet die Weg den ein Fuß bei einem Schritt zurücklegt bis er wieder aufgesetzt wird. Der Unterschied ist in Abbildung 1.3 genauer dargestellt. Anhand dieser beiden Längen kann abgelesen wie schnell eine Person unterwegs war, sprich ob sie gelaufen oder gerannt ist. Außerdem können die erhaltenen Daten helfen, nähere Information über die Person vorherzusagen, beispielsweise das Körpergewicht, wie bereits erwähnt. Zusätzlich können auch Aussagen über Geschlecht und Alter der Person getroffen werden (Badiye, Kathane und Krishan, 2021). Da der Gang einer Person so viele Information bereit hält, bietet dieser eine große Möglichkeit Personen zu identifizieren. Auch aus der Ganganalyse in Videos beziehungsweise mittels Kameras bietet eine Möglichkeit Informationen über eine Person zu erhalten. Mithilfe der Daten und Erkenntnisse die dadurch gewonnen werden, müssen keine Befragungen nach auffällig laufenden Personen mehr durchgeführt werden. Des Weiteren könnten auch eine Identifikation durchgeführt werden, auch wenn biometrische Marker nicht funktionieren. Parameter die für die Analysen benötigt werden, können in verschiedenen Klassen eingeteilt werden, beispielsweise in statische oder dynamische Parameter. Andere Einteilungen wären auch in spatial, das heißt sie werden aus den Abdrücken gewonnen, oder temporal, das heißt sind zeitabhängig (Badiye, Kathane und Krishan, 2021).

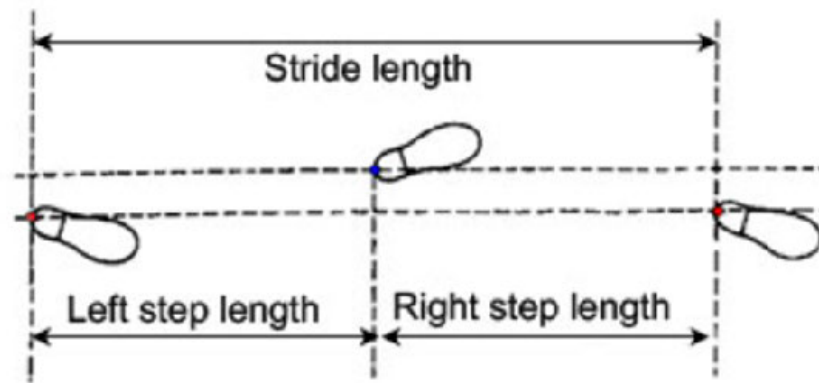


Abbildung 1.3: Darstellung des Vergleichs zwischen der Schrittlänge (step length) und Doppelschrittlänge (stride length)

Die Schrittlänge beschreibt den Abstand zwischen dem vorderen Fuß und dem hinteren Fuß, weshalb sie zwischen linker und rechter Seite unterschieden werden kann. Die Doppelschrittlänge beschreibt den Weg, den ein Fuß bei einem Schritt zurücklegt.

Bildquelle: Supakkul, 2017

1.4 *Pose Estimation* und der Begriff Rig

Unter dem Begriff *Pose Estimation* wird die Erkennung beziehungsweise Vorhersage einer Pose, sprich einer bestimmten Ausrichtung oder Konfiguration des menschlichen Körpers, bezeichnet. Dieser Prozess wird an Bildern oder Videos durchgeführt. Ziel dieses Forschungszweigs ist es die Erkennung des Mensch durch den Computer zu verbessern. Dies ist seit über 20 Jahren ein großes Problem in der Computerforschung. Die *Pose Estimation* bietet dabei eine große Breite an möglichen Anwendungsfeldern, beispielsweise in der Interaktion zwischen Mensch und Computer beziehungsweise Robotern. Auch die Aktivitätsverfolgung könnte dadurch verbessert werden. Dabei steht die *Pose Estimation* vor eine großen Anzahl an Problemen und Komplikation, wenn es zur Erkennung eines Menschen kommt (Sigal, 2021):

1. Variation in der bildlichen Darstellung von Menschen
2. Einfluss der Belichtung (Beispiel: Verdeckung durch Schattenwurf)
3. Unterschiede im menschlichen Körperbau
4. Überlagerung von beziehungsweise Verdeckung durch Objekten
5. Komplexität des menschlichen Körpers und Skellets
6. Hochdimensionalität einer Pose
7. Verlust von Dreidimensionalität durch Verwendung eines 2D-Bildes

Diese Auflistung an Problemen spiegeln lediglich die theoretischen Hürden wieder. Eine weitere Hürde bildet die zu wählende digitale Darstellung der erkannten Pose. Dafür gibt es vier verschiedene Varianten. Zum Einen kann die Pose in Form eines Körpermodells dargestellt werden. Diese bildet den kompletten Körper in der bestimmten Pose ab. Dabei wird auch die Körperform mit berücksichtigt. Zum Anderen ist auch eine teil-basierte

Darstellung möglich. Hierbei werden die verschiedenen Körperteile, wie Arme, Beine, Kopf, in einzelne Teil unterteilt, welche anschließend alle einzeln vorhergesagt werden (Sigal, 2021). Ein dritte Variante ist es, die Pose in Form von sogenannten Schlüsselpunkten beziehungsweise Landmarkern darzustellen. Dabei werden die hauptsächlich die Gelenke als Punkte repräsentiert. Natürlich ist es auch möglich weitere Körperpunkte, beispielsweise Augen oder die Nase, als solche Punkte darzustellen. Die letzte Variante ist die Darstellung als kinematischer Baum. Der kinetische Baum bezeichnet eine skelettartige Vereinfachung des menschlichen Bewegungsapparates. Diese Vereinfachung kann dabei in 2D, 2.5D sowie in 3D dargestellt werden (Sigal, 2021).

Anfängliche Versuche erzeugten die beschriebene Darstellungen mit händisch zusammengesetzten Methoden, währenddessen neuere Varianten auf Neuronalen Netzwerken und maschinellen Lernverfahren beruhen (Sigal, 2021). Eine der neueren Methoden bildet OpenPose. OpenPose ist eine Software, mit der in Echtzeit eine *2D-Pose Estimation* durchgeführt werden kann. Sie wurde von Cao et al., 2021 entwickelt. OpenPose ist in der Lage die *Pose Estimation* an mehreren Personen, sprich eine *Multi-Personen-Pose Estimation* durchzuführen (Cao et al., 2021). Dabei bildet die *Multi-Personen-Pose Estimation* eine besondere Schwierigkeit. Für diese ist es wichtig, dass das Programm weiß, welche Körperteile zu einer Person gehört (Sigal, 2021). OpenPose umgeht dieses Problem in dem es die Körperteile, welche beispielsweise auf einem Bild abgebildet sind, einzeln als Vektorfelder erkennt. Die Vektorfelder werden dann anschließend zum Körper der Person zusammengesetzt (Cao et al., 2021). Durch diese Vorgehensweise steht OpenPose im Kontrast zu anderen neueren *Pose Estimation*-Methoden. Andere Methoden würden erst eine Personenerkennung durchführen und anschließend die *Pose Estimation* (Sigal, 2021).

Im weiteren Verlauf der Arbeit werden Rigs auf ihre Unähnlichkeit untersucht. Ein Rig ist dabei gleichzusetzen mit der kinematischen Baum-Darstellung der *Pose Estimation*. Der Begriff des Rigs beschreibt die skelettartige Vereinfachung des menschlichen Körpers. Hauptsächlich wird ein Rig in der Animationstechnik verwendet. Mithilfe eines Rigs wird die Darstellung von Bewegungen einer animierten Figur vereinfacht und verbessert (Petty, 2022).

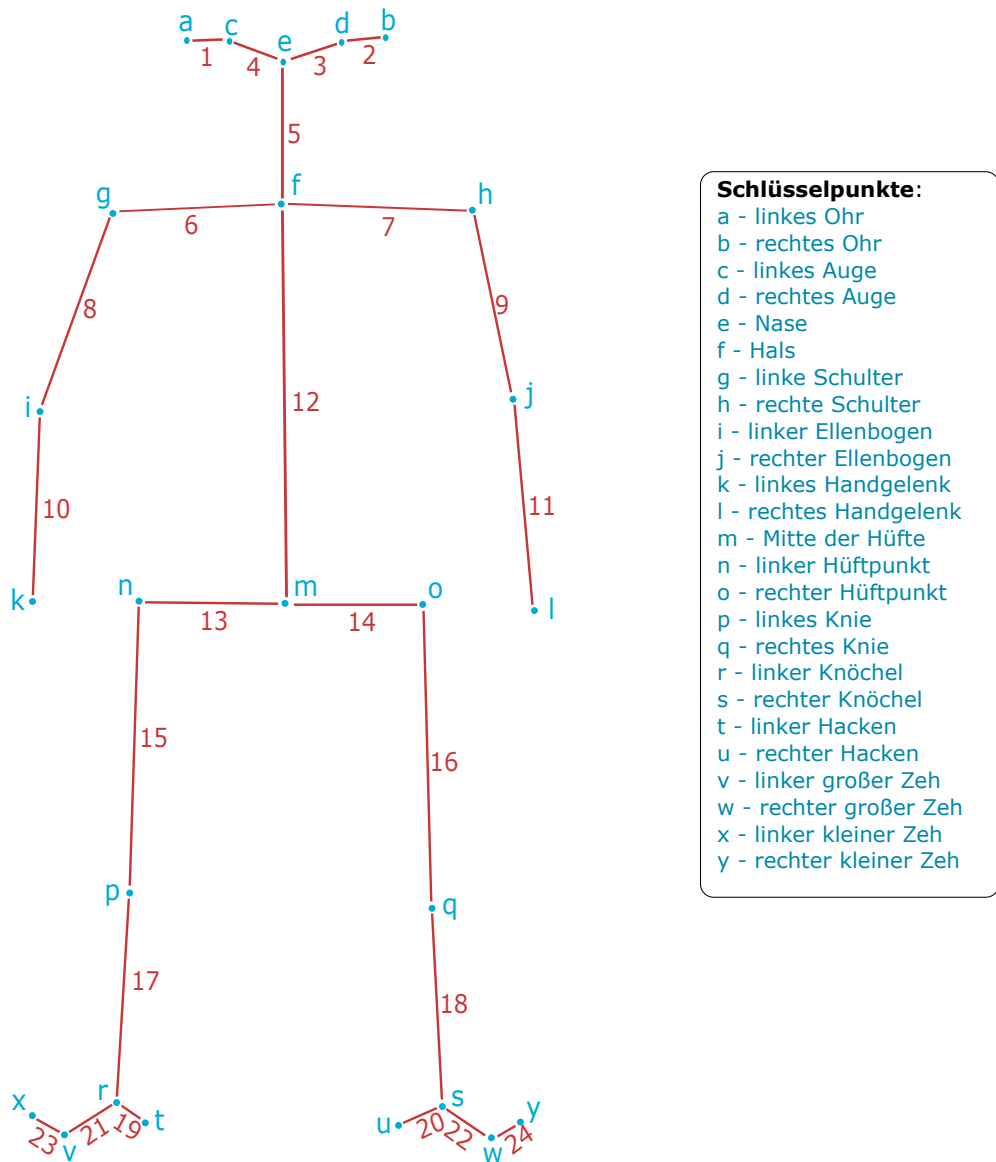
2 Datenakquise

In diesem Kapitel werden die der Arbeit zugrunde liegenden Daten benannt und kurz erläutert. Der gegebene Datensatz ist dabei in die beiden biologischen Geschlechter Frauen und Männer zu unterteilen. Dabei umfassen die beiden Geschlechter jeweils eine Anzahl von 170 Individuen. Diese 170 Individuen sind dabei in zwei Gruppen pro Geschlecht trennbar, welche die Körperhöhe des Individuums widerspiegeln. Die Körperhöhengruppen bei den Frauen beinhalten Individuen mit einer Körperhöhe von 163 cm (F_{163}) und 173 cm (F_{173}). Die Männer sind die Körperhöhen 175 cm (M_{175}) und 185 cm (M_{185}) unterteilbar. Dabei weichen die gegebenen Individuen maximal zwei beziehungsweise drei Millimeter von der jeweiligen Körperhöhe ab. Der zwischen den Gruppen vorherrschenden Unterschied von 10 cm dient zur Untersuchung der Varianz innerhalb der beiden Körperhöhen. Die Körperhöhengruppen sind in den 170 Individuen des jeweiligen Geschlechts gleichermaßen verteilt, sprich pro Gruppe sind 85 Individuen für eine Körperhöhe enthalten. Für jedes Individuum sind jeweils anthropometrische Maße, Front-Rigs und 3D-Rigs gegeben. Zusätzlich sind für die 170 Frauen hochdimensionale Rig-Daten vorhanden, da diese für die Untersuchungen des Projektionsfehlers der 3D-Rigs der Frauen benötigt werden. Eine genauere Beschreibung zu den hochdimensionalen Daten ist im Kapitel 4 zu finden. Bei den anthropometrischen Maßen handelt es sich um Körpermaße, welche an dem jeweiligen Individuum gemessen wurden. Die Messungen der Körpermaße erfolgt nach den festgelegten Normen ISO 7250 (ISO/TC 159/SC 3, 2017), ISO 8559 (ISO/TC 133, 1989) sowie RAMSIS (Geuss, Krist und Seidl, 1925). Eine genaue Übersicht zu den gegebenen anthropometrischen Maßen und den zugehörigen Normen ist in Tabelle 2.1 abgebildet.

Tabelle 2.1: Anthropometrische Messstrecken und die dazu gehörigen Normen
Die Tabelle zeigt alle Messstrecken im gegebenen Datensatz, die anthropometrisch ermittelt wurden, mitsamt der Norm, nach welcher die Strecke gemessen worden ist.
(analog zur Tabelle aus Richter, 2021)

Anthropometrische Messstrecke	verwendete Norm
Körperhöhe	ISO 7250 Nr. 4.1.02
Schulterhöhe (stehend)	ISO 7250 Nr. 4.1.04
Kniehöhe	ISO 7250 Nr. 4.1.08
Schulter-Ellenbogen-Länge	ISO 7250 Nr. 4.2.06
Ellenbogen-Handgelenk-Länge	ISO 7250 Nr. 4.2.07
Schulterbreite (biacromial)	ISO 7250 Nr. 4.2.08
Unterarm-Fingerspitzen-Länge	ISO 7250 Nr. 4.4.05
Gesäß-Knie-Länge	ISO 7250 Nr. 4.4.07
Beckenbreite	RAMSIS Maß 1.1
Tailenhöhe	ISO 8559 Nr. 2.2.3
Außenbeinlänge	ISO 8559 Nr. 2.2.25
Innenbeinlänge	ISO 8559 Nr. 2.2.27

Zusätzlich zu den anthropometrischen Maßen sind für jedes Individuum ein Front-Rig und 3D-Rig vorhanden. Ein Front-Rig bezeichnet dabei ein zweidimensionales Rig, welche die frontale Ansicht einer Person widerspiegelt. Die Informationen über ein Rig umfassen dabei sowohl das Rig selbst, als auch die Längen der abgebildeten Distanzen. Ein Rig bildet dabei 25 Schlüsselpunkte ab, wie in Abbildung 2.1 mittels der blauen Buchstaben markiert sind. Mithilfe der 25 Schlüsselpunkte lassen sich 24 Distanzen bestimmen, welche in der Abbildung als rote Nummerierung dargestellt wird. Ein Front-Rig wurde anhand eines Laserscans eines Individuums mithilfe der Software OpenPose (siehe Cao et al., 2021) erstellt. Diese Software erzeugt aus Bildern die bereits beschriebenen *Pose Estimation*-Daten. Dabei umfassen die erzeugten Daten die Schlüsselpunkte der gegebenen Rigs. Anhand der bestimmten und abgespeicherten Bildkoordinaten der Schlüsselpunkte sind die 24 Distanzen berechnet worden (Richter, 2021). Die 3D-Rigs wurden ebenfalls mit OpenPose erstellt. Um jedoch die Dreidimensionalität des Rigs zu erzeugen, wurden vom Laserscan eines Individuums mehrere 2D-Rigs aus verschiedenen Perspektiven erstellt. Diese vielen Rigs bilden die zuvor genannten hochdimensionalen Daten. Die hochdimensionalen Daten wurden anschließend auf die dreidimensionalen Rigs reduziert (Richter, 2021).



- Schlüsselpunkte:**
- a - linkes Ohr
 - b - rechtes Ohr
 - c - linkes Auge
 - d - rechtes Auge
 - e - Nase
 - f - Hals
 - g - linke Schulter
 - h - rechte Schulter
 - i - linker Ellenbogen
 - j - rechter Ellenbogen
 - k - linkes Handgelenk
 - l - rechtes Handgelenk
 - m - Mitte der Hüfte
 - n - linker Hüftpunkt
 - o - rechter Hüftpunkt
 - p - linkes Knie
 - q - rechtes Knie
 - r - linker Knöchel
 - s - rechter Knöchel
 - t - linker Hacken
 - u - rechter Hacken
 - v - linker großer Zeh
 - w - rechter großer Zeh
 - x - linker kleiner Zeh
 - y - rechter kleiner Zeh

- Distanzen:**
- | | |
|--|---|
| 1 - linkes Ohr linkes Auge | 13 - Mitte der Hüfte linker Hüftpunkt |
| 2 - rechtes Auge rechtes Ohr | 14 - Mitte der Hüfte rechter Hüftpunkt |
| 3 - rechtes Auge Nase | 15 - linker Hüftpunkt linkes Knie |
| 4 - linkes Auge Nase | 16 - rechter Hüftpunkt rechtes Knie |
| 5 - Hals Nase | 17 - linkes Knie linker Knöchel |
| 6 - linke Schulter Hals | 18 - rechtes Knie rechter Knöchel |
| 7 - rechte Schulter Hals | 19 - linker Knöchel linker Hacken |
| 8 - linke Schulter linker Ellenbogen | 20 - rechter Knöchel rechter Hacken |
| 9 - rechte Schulter rechter Ellenbogen | 21 - linker Knöchel linker großer Zeh |
| 10 - linker Ellenbogen linkes Handgelenk | 22 - rechter Hacken rechter großer Zeh |
| 11 - rechter Ellenbogen rechtes Handgelenk | 23 - linker großer Zeh linker kleiner Zeh |
| 12 - Mitte der Hüfte Hals | 24 - rechter großer Zeh rechter kleiner Zeh |

Abbildung 2.1: schematische Darstellung eines Rigs mit allen 25 Schlüsselpunkte und den 24 berechneten Distanzen

Die Abbildung zeigt alle der 25 gegebenen Schlüsselpunkte sowie die damit berechneten 24 Distanzen. Die Schlüsselpunkte sind als blaue Kleinbuchstaben und die Distanzen als rote Zahlen gekennzeichnet und schematisch zu einem Rig angeordnet.

3 Methodische und theoretische Grundlagen

In der folgende Arbeit werden die gegebenen Daten mit verschiedenen Unähnlichkeitsmaßen verglichen. Des Weiteren soll mit ausgewählten Klassifikationsverfahren die in den Daten gegebene Trennbarkeit nachgewiesen werden. Dafür werden die durchgeführten Klassifikationen evaluiert. In diesem Kapitel soll ein genereller Überblick zum theoretischen Hintergrund der angewendeten Maße und Verfahren erfolgen.

3.1 Unähnlichkeitsmaße für Front-Rigs

Die **Manhattan-Distanz** (d_M) ist ein Unähnlichkeitsmaß. Sie wird benutzt, um den Unterschied zwischen zwei Rigs zu beschreiben. Es seien das Rig_A und das Rig_B gegeben, so ist die Manhattan-Distanz zwischen den Rigs wie folgt definiert.

$$d_M(\text{Rig}_A, \text{Rig}_B) = \sum_i^n |\text{Rig}_{A_i} - \text{Rig}_{B_i}| \quad (3.1)$$

Umso größer der Betrag dieses Unähnlichkeitsmaßes, desto größer ist die Unähnlichkeit zwischen den beiden Rigs.

Die **euklidische Distanz** (d_E) ist ein Unähnlichkeitsmaß. Sie dient dazu zwei Rigs von einander zu unterscheiden. Es seien die beiden Rigs Rig_A und Rig_B gegeben, so ist die euklidische Distanz zwischen diesen beiden Rigs wie folgt definiert:

$$d_E(\text{Rig}_A, \text{Rig}_B) = \sqrt{\sum_i^n (\text{Rig}_{A_i} - \text{Rig}_{B_i})^2} \quad (3.2)$$

Umso größer der Betrag dieses Unähnlichkeitsmaßes, desto größer ist die Unähnlichkeit zwischen den beiden Rigs.

3.2 Klassifizierungsverfahren

Der **k-Nearest-Neighbor** Algorithmus (k-NN), zu deutsch k-Nächste Nachbarn, ist einer der einfachsten Methoden, um gegebene Daten zu klassifizieren. In einem Datenraum seien verschiedene Datenpunkte gegeben, welche in unterschiedliche Gruppen zusammengefasst werden können. In dieser Arbeit wird dies durch die verschiedenen Rigs und die Körperhöhengruppen widerspiegelt. Nun soll der Ansammlung an Rigs ein neues Rig hinzugefügt werden und einer passenden Gruppe zugeordnet werden. Der

Algorithmus bestimmt nun anhand eines Unähnlichkeitsmaßes, beispielsweise der euklidischen Distanz, die dem neuen Rig am ähnlichsten Rigs. Anschließend wird die Gruppenzugehörigkeit der k -ähnlichsten beziehungsweise k -nächsten Rigs betrachtet. Die Zuweisung des neuen Rigs zu einer Gruppe hängt dabei von der Häufigkeit der möglichen Gruppe ab. Das neue Rig wird der am häufigst auftretenden Gruppe unter den k -ähnlichsten Rigs zugewiesen (Vergleich Hastie, Tibshirani und Friedman, 2009).

Unter dem Begriff der **logistischen Regression** wird ein statistisches Verfahren der Regressionsanalyse verstanden. Mit der logistischen Regression kann getestet werden, wie zwei Variablen miteinander zusammenhängen. Um den Zusammenhang testen zu können, wird ein Regressionsmodell berechnet. Das Regressionsmodell dient dazu die Zusammenhänge einer Ziel-Variable Y und einem oder mehreren Regressor/-en X näher zu beschreiben (Hastie, Tibshirani und Friedman, 2009). Diese Zusammenhänge zwischen den Variablen werden dabei mit den Faktoren β_i beschrieben. Ein Modell kann durch die Berechnung der Zusammenhänge als Klassifikator genutzt werden. Im Verlauf der Arbeit werden festgelegte binäre Klassen (0 oder 1) als Ziel-Variablen verwendet. Über die berechneten Zusammenhänge zwischen der Klasse und dem Regressor wird beispielsweise die Zugehörigkeit eines Rigs zu einer der Klassen bestimmt. Die Zugehörigkeit wird dabei mit dem Logit z

$$z = \beta_0 + \sum_{i=1}^p x_i \beta_i \quad (3.3)$$

nach folgender Formel berechnet (Vergleich Kalisch und Meier, 2021):

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + \exp^{-z}} \quad (3.4)$$

Die Formel liefert eine Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit zur Klasse 1 im Intervall $[0, 1]$.

3.3 Evaluationsverfahren/-maße

3.3.1 Maße

Um die Evaluationsmaße zu bestimmen, wird eine Konfusionsmatrix bestimmt, wie die Tabelle 3.1 zeigt (Chicco und Jurman, 2020). Um solch eine Tabelle zu erzeugen, werden die bei der Klassifikation erhaltenen Klassen der Objekte den wahren Klassen gegenüber gestellt. Stimmt die bestimmte Klasse, das Objekt wird zum Beispiel als positiv erkannt, mit der wahren Klasse, beispielsweise positiv, überein, so kann die Klassifikation als richtig positiv notiert werden. Ist die vorhergesagte Klasse jedoch nicht gleich der wahren Klasse, so muss dies als Falschklassifikation vermerkt werden, beispielsweise als falsch negativ oder falsch positiv. Anhand der Anzahl der in den Zellen aufgeführten Ergebnisse können verschiedene Evaluationsmaße bestimmt werden (Chicco und

Jurman, 2020).

Tabelle 3.1: Darstellung der Konfusionsmatrix einer Kreuzvalidierung
Eine Konfusionsmatrix ist eine Gegenüberstellung der Anzahl an Objekten in den realen Klassen (Spalten) und der in den vorhergesagten Klassen (Zeilen). Mittels dieser können verschiedene Evaluationsmaße für die Klassifikation bestimmt werden.

	positiv ($r_p + f_n$)	negativ ($f_p + r_n$)
als positiv erkannt ($r_p + f_p$)	richtig positiv (r_p)	falsch positiv (f_p)
als negativ erkannt ($f_n + r_n$)	falsch negativ (f_n)	richtig negativ (r_n)

Der **F₁-Score**, zu deutsch F₁-Wert, ist ein Evaluationsmaß, welches die Genauigkeit einer Klassifikation beschreibt. Der Wert des Maßes bewegt sich im Intervall [0,1] und die Berechnung ist mit der Genauigkeit

$$\text{Genauigkeit} = \frac{r_p}{r_p + f_p} \quad (3.5)$$

und der Sensitivität

$$\text{Sensitivität} = \frac{r_p}{r_p + f_n} \quad (3.6)$$

wie folgt definiert (Chicco und Jurman, 2020):

$$F_1 - \text{Score} = 2 \cdot \frac{\text{Genauigkeit} \cdot \text{Sensitivität}}{\text{Genauigkeit} + \text{Sensitivität}} \quad (3.7)$$

Ein F₁-Score von $F_1 = 0$ beschreibt dabei eine Klassifikation in der nur Falschklassifikationen der positiven Klasse, sprich keine richtig positiven, auftreten. Der Fall $F_1 = 1$ tritt ein, wenn alle Objekte der Klasse positiv auch als positiv erkannt wurden und dies auch für die Objekte der Klasse negativ gilt (Chicco und Jurman, 2020).

Der **Matthews correlation coefficient** (MCC), zu deutsch Matthews Korrelationskoeffizient, ist ein Evaluationsmaß, welches angibt, wie stark die wahre Klasse mit der vorhergesagten Klasse übereinstimmt. Die Formel zur Bestimmung des MCC ist wie folgt definiert (Chicco und Jurman, 2020):

$$\text{MCC} = \frac{r_p \cdot r_n - f_p \cdot f_n}{\sqrt{(r_p + f_p) \cdot (r_p + f_n) \cdot (r_n + f_p) \cdot (r_n + f_n)}} \quad (3.8)$$

Mittels dieser Formel kann ein Wert im Intervall von [-1,1] berechnet werden. Ein Wert von $\text{MCC} = -1$ steht dabei für eine perfekte Falschklassifizierung (nur Falschklassifikationen) und ein Wert von $\text{MCC} = 1$ für eine perfekte Klassifikation (ohne Falschklassifikationen). Im Vergleich zum F₁-Score berücksichtigt der MCC die Korrektklassifikation beider Klassen (Chicco und Jurman, 2020).

3.3.2 Kreuzvalidierung

Mit dem Begriff **Cross-Validation**, zu deutsch Kreuzvalidierung, wird ein Evaluationsverfahren bezeichnet, welches zur Bewertung und zum Vergleich von Klassifizierungsverfahren genutzt wird (Refaeilzadeh, Tang und Liu, 2009). Um Klassifizierungen zu bewerten, wird der gegebene Datensatz in zwei Teile gespalten. Zum Einen werden die Daten in Trainingsdaten unterteilt. Diese Daten werden genutzt, um das Klassifikationsmodell des gewählten Verfahren zu trainieren. Zum Beispiel werden die Trainingsdaten bei der logistischen Regression verwendet, um das Regressionsmodell zu berechnen. Zum Anderen werden die Daten in Testdaten unterteilt. Die Testdaten spiegeln dabei einen geringen Teil der Daten wieder. Diese Daten werden verwendet, um das Klassifikationsmodell zu bewerten, indem mit diesen Vorhersagen durchgeführt werden. Dabei sollten nie die selben Daten genutzt werden, sodass jeder Datenpunkt zur Validierung beitragen kann und das Modell nicht auswendig lernt (Refaeilzadeh, Tang und Liu, 2009).

4 Dimensionaler Vergleich

Wie bereits im Kapitel 2 beschrieben enthält der Datensatz sowohl das Front-Rig als auch das 3D-Rig eines Individuums. Um mögliche Aussagen über die Qualität und die Vergleichbarkeit der beiden Rig-Varianten treffen zu können, werden diese folgend gegenüber gestellt. Von Interesse ist, inwiefern die beiden dimensional Varianten von einander abweichen. Des Weiteren soll versucht werden, eine Möglichkeit zu finden, eine bestehende Abweichung in Form eines allgemeinen Fehlers oder als Verhältnis darzustellen. Die Analysen der Frauen- und der Männerdaten werden dabei vorerst getrennt betrachtet und im Anschluss miteinander verglichen.

4.1 Vergleich der Front-Rigs der Frauen mit den zugehörigen 3D-Rigs

Um Aussagen über den möglichen Unterschied zwischen den zweidimensionalen Front-Rigs und den dreidimensionalen Rigs treffen zu können, wird eine Fehlermatrix bestimmt, welche den Fehler pro Distanz für jedes Individuum beinhaltet. Jeder Fehlerwert beschreibt dabei, um wie viel Pixel das 3D-Rig vom Front-Rig in einer bestimmten Distanz abweicht. Der Fehlerwert wird mit dem Betrag der Differenz aus der Länge der Distanz im zweidimensionalen und im dreidimensionalen Raum berechnet. In der Tabelle A.1 sind die mittleren Fehler sowie die Standardabweichungen für jede Distanz dargestellt. Im Durchschnitt besteht in einer Distanz zwischen dem Front-Rig und dem 3D-Rig ein Fehler von 2,18 Pixeln. Dabei besitzt der durchschnittliche Fehler eine Standardabweichung von 2. Dies bedeutet, dass im Durchschnitt die Distanz im 3D-Rig um 2 Pixel von der im Front-Rig abweicht. Wie in der Tabelle A.1 ersichtlich, beeinflusst die Länge der Distanz auch ihren Fehler. So ist deutlich zu erkennen, dass kürzere Distanzen im Allgemeinen einen größeren Fehler aufweisen als längere. Vor allem die Fußdistanzen sind dabei auffällig. So beträgt der mittlere Fehler für die Distanz "linker Knöchel_linker großer Zeh" 7 Pixel, was dem größten mittleren Fehler entspricht. Den geringsten mittleren Fehler weist die Distanz "Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt" mit 0,853 Pixeln auf.

In der Abbildung 4.1 sind die Fehler im Genaueren dargestellt. Wie ersichtlich ist, gibt es einzelne Fehlerwerte die von der Verteilung stark abweichen, welche im folgenden als Ausreißer definiert werden. Ein solcher Ausreißer ist besonders bei der Distanz "Hals_Nase" mit einem Wert von rund 15 Pixeln zu finden. Der maximale Wert innerhalb einer Verteilung beträgt 13,89 Pixel. Dieser gehört zur Distanz "linker Knöchel_linker großer Zeh". Anhand der Verteilungen ist ebenfalls deutlicher erkennbar, dass eine Verallgemeinerung auf einen bestimmten Wert schwer zu treffen ist. Dennoch weisen die längeren Distanzen einen kleineren Fehlerbereich auf als kürzere Distanzen.

Um eine bessere Aussage aus den Fehlerwerten zu erhalten, werden die Fehler in ein

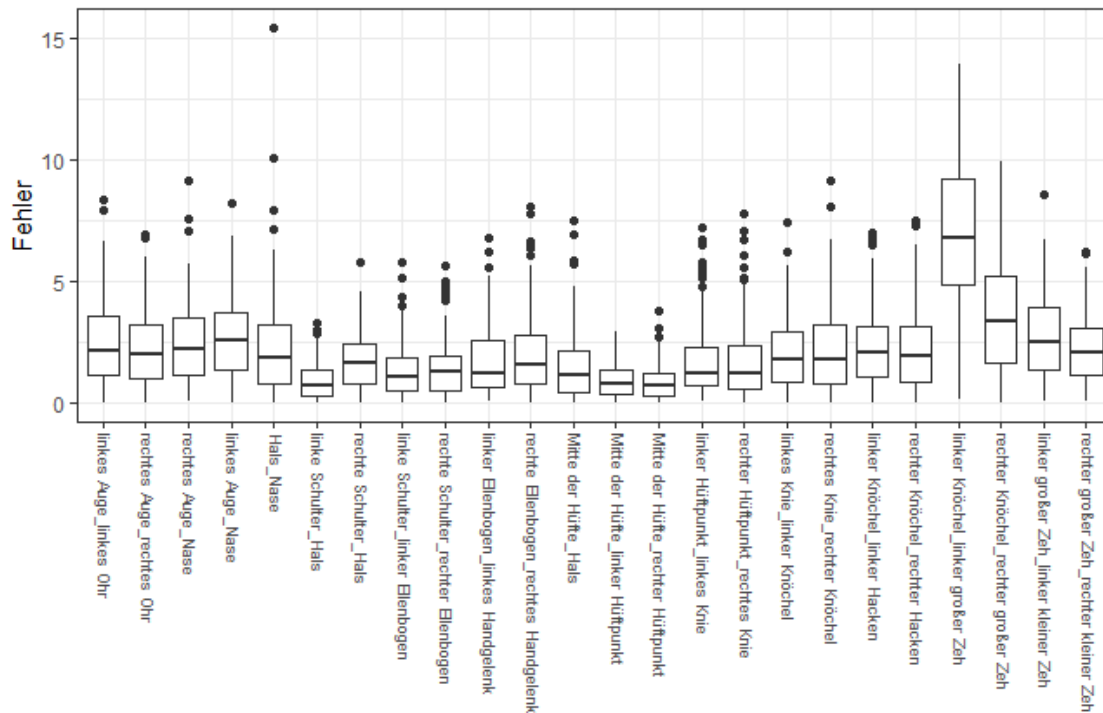


Abbildung 4.1: Boxplot mit den Fehlern zwischen Front-Rigs und 3D-Rigs pro Distanz bei den Frauen

Im Boxplot ist die Verteilung der Fehler zwischen den Front-Rigs und den 3D-Rigs aller Individuen pro Distanz dargestellt. Es ist ersichtlich das längere Distanzen einen geringeren Fehlerbereich aufweisen als kürzere Distanzen.

Verhältnis gesetzt. Dieses wird mit folgender Formel bestimmt:

$$\text{Verhältnis}_{d_i} [\%] = 100 \cdot \frac{\text{Fehler}_{d_i}}{\text{Fehler}_{d_{\text{Mitte der Hüfte_Hals}}}} \tag{4.1}$$

Mittels dieses Fehlerverhältnisses wird angegeben, um wie viel Prozent mehr oder weniger fehlerbehafteter eine Distanz im Vergleich zur "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz ist. Diese Distanz wurde als Bezugsgröße gewählt, da diese bei der Erstellung der 3D-Rigs am wenigsten perspektivisch verzerrt wird (Richter, 2021). Für einen ersten Überblick werden die durchschnittlichen Fehler für eine Distanz ins Verhältnis gesetzt. Die Verhältnisse sind in Tabelle A.3 abgebildet. Wie in der Tabelle erkenntlich, besitzt der Großteil der Distanzen einen Verhältniswert von über 100 %. Dies bedeutet das diese fehlerbehafteter sind als die "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz. Das größte Fehlerverhältnis ist dabei für die Distanz "linker Knöchel_linker großer Zeh" mit 453,41 % gegeben. Die Distanz "Mitter der Hüfte_rechter Hüftpunkt" weißt das kleinst Fehlerverhältnis mit 55,19 % auf. So gilt für die Verhältnisse eine ähnliche Verteilung wie für die Fehler.

Um nun einen genaueren Einblick in die prozentuale Fehlerverhältnisse zu erhalten, werden für jedes der 170 Individuen der Frauen die Verhältnisse bestimmt. Die Verteilung der prozentualen Fehlerverhältnisse sind in der Abbildung 4.2 zu sehen. Der

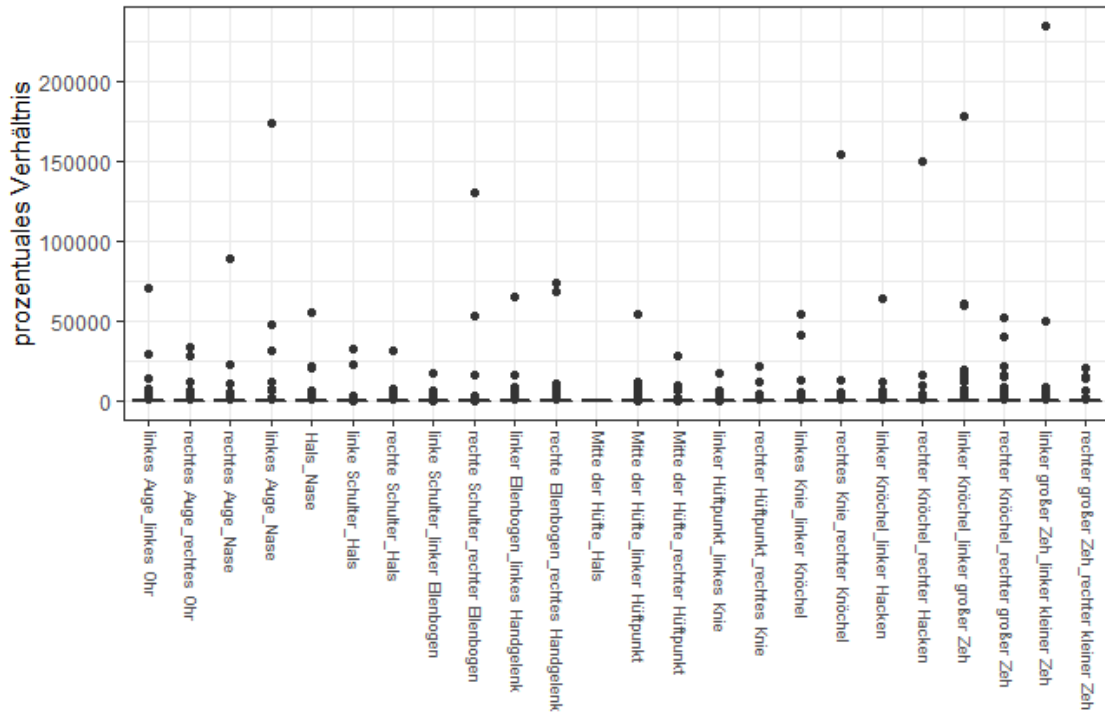


Abbildung 4.2: Boxplot mit den prozentualen Fehlerverhältnissen aller Individuen pro Distanz bei den Frauen

Der dargestellte Boxplot zeigt die Verteilung der prozentualen Fehlerverhältnisse für jedes 170 Individuen der Frauen bezogen auf die Distanz. Durch die Ausreißer im Boxplot ist dieser nicht aussagekräftig.

Boxplot zeigt deutlich, dass die prozentuale Angabe der Fehlerverhältnisse, wenn diese bei allen Individuen durchgeführt wird, nicht zielführend ist. Durch die Ausreißer, welche im Bereich von über 100.000 % liegen, werden die Hauptverteilungen nur noch als simple Striche dargestellt. Ein solcher Ausreißer entsteht, wenn ein Fehler einer Distanz über zwei Pixel beträgt und mit einem Fehler in der "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz von kleiner gleich 10^{-3} dividiert wird. Was dennoch deutlich wird, dass es einzelne Verhältnisse gibt die stark von der Verteilung abweichen.

Um dennoch Aussagen über die Fehlerverhältnisse zu erhalten, wenn die Individuen einzeln betrachtet werden, werden die Fehlerverhältnisse ohne prozentuale Angabe neu bestimmt. Dazu wird folgende Formel verwendet:

$$\text{Verhältnis}_{d_i} = \frac{\text{Fehler}_{d_i}}{\text{Fehler}_{d_{\text{Mitte der Hüfte_Hals}}}} \quad (4.2)$$

Die Verteilungen der Verhältnisse pro Distanz ist in Abbildung 4.3. Um die Aussagekraft zu steigern, wird die y-Achse logarithmisch skaliert. Anhand des Boxplots wird ersichtlich, dass der Großteil der Verhältnisse im Bereich von $10^{\pm 0,5}$ liegt. Der Durchschnitt der Verhältnisse aller Strecken liegt bei 10,77. Das größte Verhältnis beträgt 2355,28 und das kleinste $0,024 \times 10^{-2}$. Dennoch lassen die Verteilungen der Fehlerverhältnisse auf

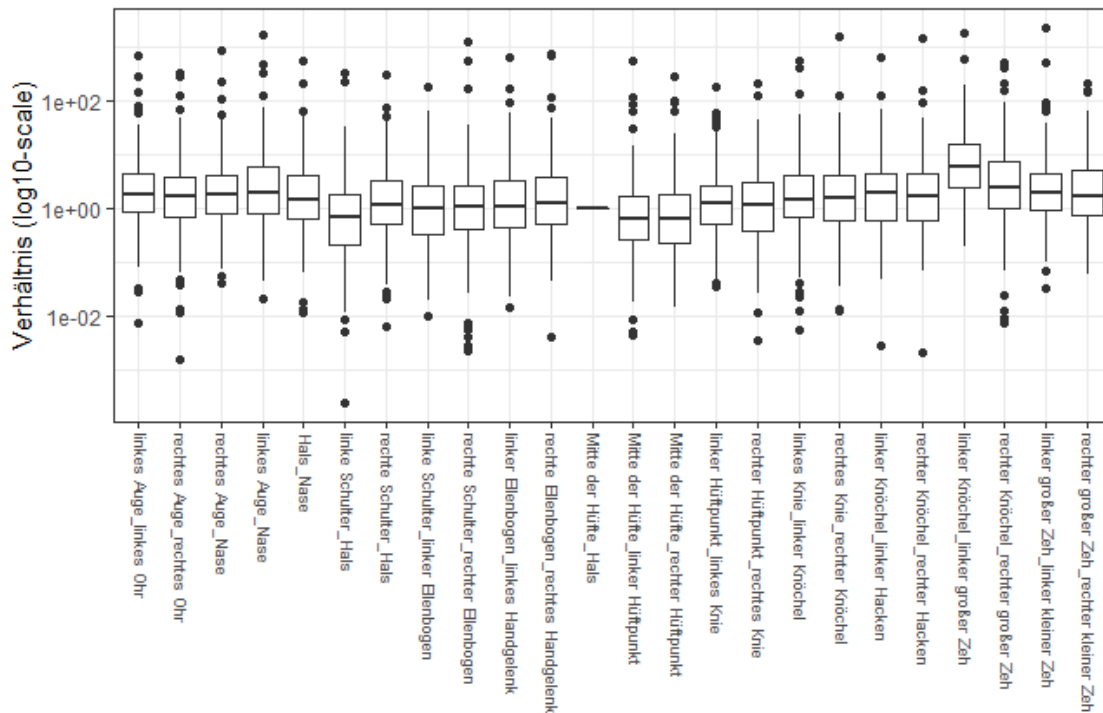


Abbildung 4.3: Boxplot mit den Fehlerverhältnissen aller Individuen pro Distanz bei den Frauen. Der dargestellte Boxplot zeigt die Verteilung der Fehlerverhältnisse für jedes 170 Individuen der Frauen bezogen auf die Distanz. Um der Verzerrung der Außreißer zu entgehen, ist die y-Achse logarithmisch skaliert. Es wird deutlich, dass ein Großteil der Fehlerverhältnisse im Bereich von $10^{\pm 0,5}$ liegt.

keine wirkliche Konsistenz schließen. Die Konsistenz in den Verteilungen hätte auf eine Möglichkeit hingedeutet, ein allgemeines Fehlerverhältnis zu bestimmen. Des Weiteren ist der Einfluss der Ausreißer zu erkennen, da diese im 10^3 Bereich liegen. Daran ist auch erkenntlich, weshalb die prozentuale Angabe der Fehlerverhältnisse nicht zielführend ist.

Neben der Verteilung der Fehlerverhältnisse über die 24 Distanzen ist ebenfalls die Verteilung zwischen den Individuen ein möglicher Ansatzpunkt für eine Verallgemeinerung. Dazu werden die Verhältnisse über die 170 Frauen betrachtet, was in Abbildung B.1 zu sehen ist. Für eine bessere Veranschaulichung wurden die y-Achsen wieder logarithmisch skaliert. Anhand der Boxplots ist zu sehen, dass sich die Verteilungen der Fehlerverhältnisse nicht nur zwischen den Distanzen sondern auch zwischen den Individuen selbst unterscheiden. Zusätzlich kann keine Konsistenz in den Potenzen der Fehlerverhältnisse festgestellt werden, weshalb auf kein allgemeines Fehlerverhältnis zwischen den Individuen geschlossen werden kann. Um einen näheren Einblick in eine der abseits liegenden Verteilungen zu erhalten, wird das Individuum mit Fehlerverhältnissen von 10^3 in der Abbildung B.1a extrahiert.

Bei diesem Individuum handelt es sich um die 69. Frau der Körperhöhengruppe F_{163} . In der Abbildung 4.4 ist ein Vergleich des Front-Rigs (rot) und des 3D-Rigs (blau) zu

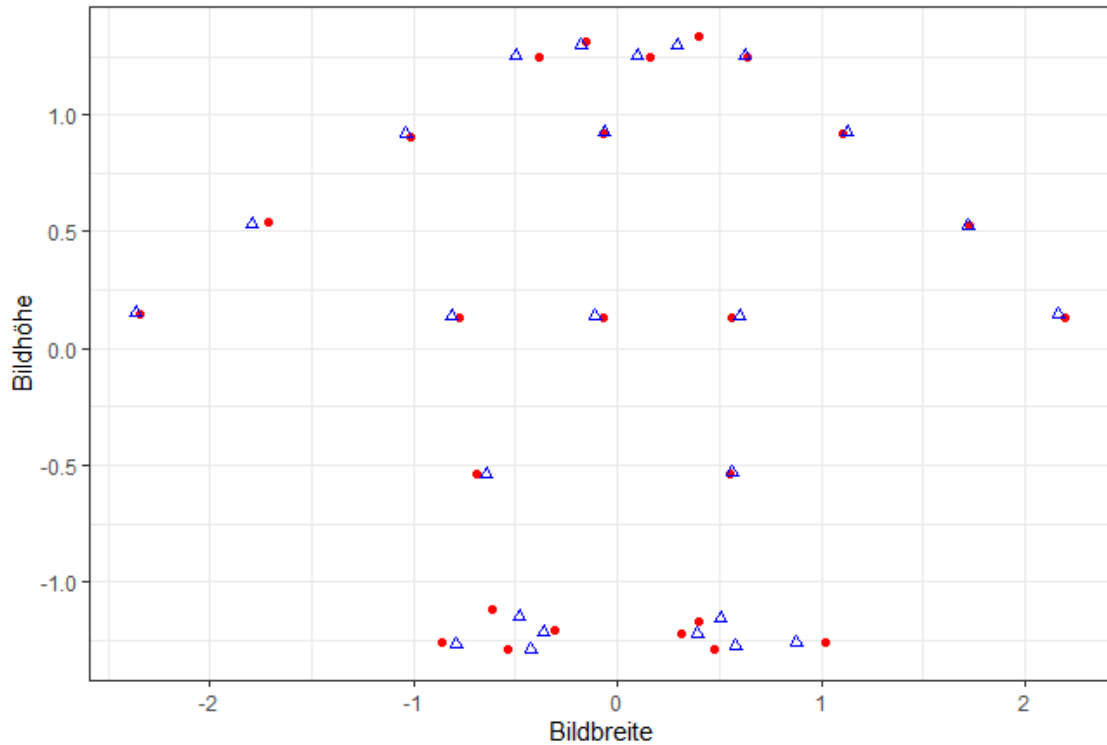


Abbildung 4.4: Vergleich des Front-Rigs und des 3D-Rigs der 69. Frau der Gruppe F_{163} . In der Abbildung ist ein Vergleich des Front-Rigs (rot) und des 3D-Rigs (blau) der 69. der Gruppe F_{163} zu sehen. Durch die Überlagerung wird ersichtlich, dass die Lage der Schlüsselpunkte nicht exakt beziehungsweise gar nicht übereinstimmt.

sehen. Wie deutlich an beiden Rigs zu sehen ist, liegt ein Großteil der Schlüsselpunkte nicht übereinander, was eigentlich gegeben sein sollte. Dementsprechend stimmen auch nicht die Längen der einzelnen Distanzen überein, was die enormen Fehlerwerte und die daraus resultierenden Verhältnisse erklärt. Nun stellt sich die Frage, weshalb es zu den auftretenden Abweichung zwischen den beiden dimensional Rigs kommt. Wie im Kapitel 2 beschrieben, werden die Front-Rigs mithilfe der Software OpenPose erstellt. Einerseits wird durch die verwendete Software ein Fehler erzeugt. Andererseits ist ein 3D-Rig die Fusion aus mehreren 2D-Rigs. Durch diese Fusion beziehungsweise Dimensionsreduktion kommt es zu einer weiteren Fehlerquelle. Der bei der Dimensionsreduktion entstehende Projektionsfehler wird im folgenden Kapitel 4.3 näher beschrieben.

4.2 Vergleich der Front-Rigs der Männer mit den zugehörigen 3D-Rigs

Wie im Kapitel 2 beschrieben, beinhaltet der Datensatz die Rigs von Frauen als auch von Männern. Um eine Vergleichsbasis zwischen den Geschlechtern erstellen zu können, werden die gleichen Untersuchungen durch geführt, wie zuvor für die Rigs der

Frauen (siehe Kapitel 4.1). Aus diesem Grund werden hier nur die Ergebnisse und mögliche Erkenntnisse vorgestellt. Beginnend ist dabei die Bestimmung der Fehler zwischen den Front-Rigs und den 3D-Rigs. Es ergab sich ein durchschnittlicher Fehler von 2,15 Pixeln mit einer Standardabweichung von 1,92. In der Tabelle A.2 sind die mittleren Fehler sowie deren Standardabweichung für jede der 24 Distanzen aufgeführt. Wie zuvor bei den Frauen, so ist die Distanz mit dem größten mittleren Fehler bei den Männern die Distanz "linker Knöchel_linker großer Zeh". Die Distanz besitzt einen mittleren Fehler von 6,07 Pixeln. Den kleinsten mittleren Fehler weist die Distanz "Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt" mit 0,78 Pixeln auf. Anhand der Tabelle ist ebenfalls festzustellen, dass kürzere Distanzen, wie die Kopf- und Fußdistanzen, einen größeren Fehler besitzen als längere Distanzen.

Wie schon bei den Frauen werden folgend die Fehler im Einzelnen betrachtet. Die Abbildung 4.5 zeigt die Verteilung der Fehler zwischen den Front- und 3D-Rigs im Bezug auf die 24 Distanzen. Aus dem Boxplot heraus wird ebenfalls ersichtlich, dass kürzere Distanzen einen größeren Fehler besitzen. Der größte Fehler liegt mit 14,67 Pixeln in der "linker Knöchel_linker großer Zeh". Die Fehler der Männer sind demnach ähnlich verteilt wie die Frauen. Dies spricht für kein Unterschied zwischen den Geschlechtern. Auch bei den Männern kann auch kein allgemeinen Fehler zwischen den Distanzen geschlossen werden.

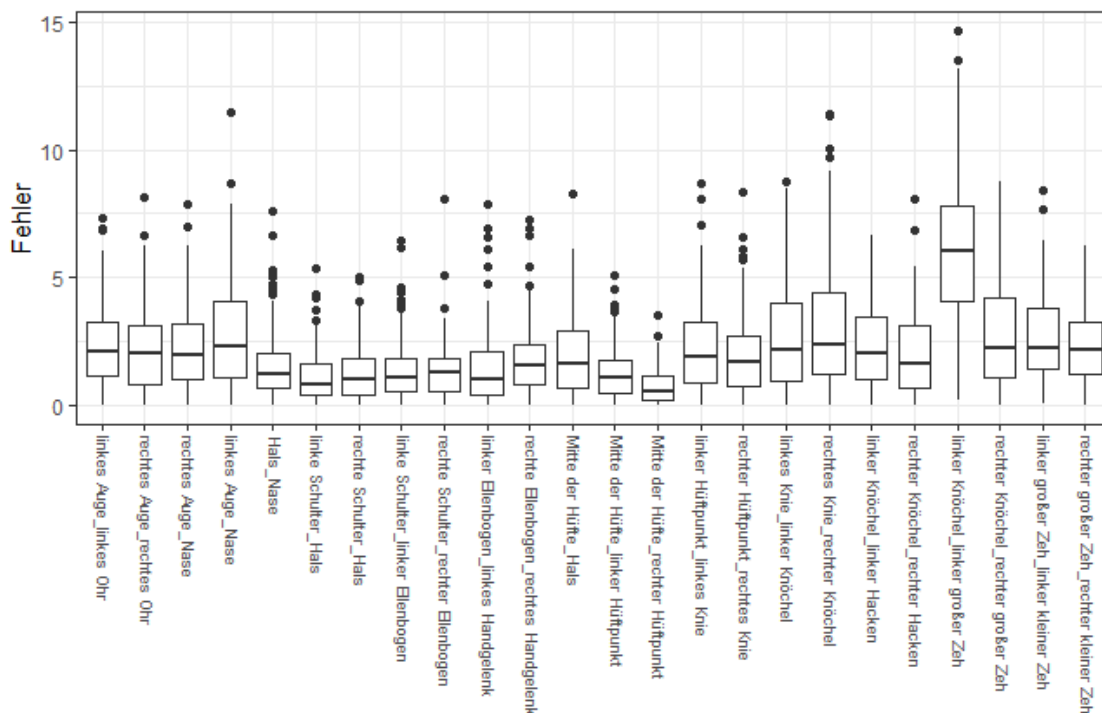


Abbildung 4.5: Boxplot mit den Fehlern zwischen Front-Rigs und 3D-Rigs pro Distanz bei den Männern

Im Boxplot ist die Verteilung der Fehler zwischen den Front-Rigs und den 3D-Rigs aller Individuen pro Distanz dargestellt. Es ist ersichtlich dass längere Distanzen einen geringeren Fehlerbereich aufweisen als kürzere Distanzen.

Um genauere Aussagen über das Verhalten der Fehler bei den Rigs der Männer zu erhalten, werden diese ebenfalls in ein prozentuales Verhältnis zur "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz gesetzt. In der Tabelle A.4 sind die prozentualen Fehlerverhältnisse der durchschnittlichen Fehler aufgelistet. Der Durchschnitt der Fehlerverhältnisse liegt bei 110,03 %, sprich die Distanzen sind im Durchschnitt leicht fehlerbehafteter als die Bezugsdistanz. Das größte Fehlerverhältnis besitzt mit 310,66 % die Distanz "linker Knöchel_ linker großer Zeh". Die Distanz "Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt" ist mit 39,71 % als Distanz mit dem kleinsten Fehlerverhältnis zu vermerken. Somit ähnelt die Verteilung der Fehlerverhältnisse auch bei den Männern der Verteilung der Fehler. Anschließend werden nun die prozentualen Verhältnisse für jedes einzelne Individuum betrachtet. Da sich jedoch ein ähnliches Bild wie die bei den Frauen zeigte, wird an dieser Stelle auf die Darstellung der prozentualen Fehlerverhältnisse verzichtet.

In der Abbildung 4.6 sind die Verteilungen der Fehlerverhältnisse in Bezug auf die 24 Distanzen ohne prozentuale Angabe. Für eine besser Anschaulichkeit ist die y-Achse logarithmisch skaliert. Wie schon bei den Frauen befindet sich der Großteil der Feh-

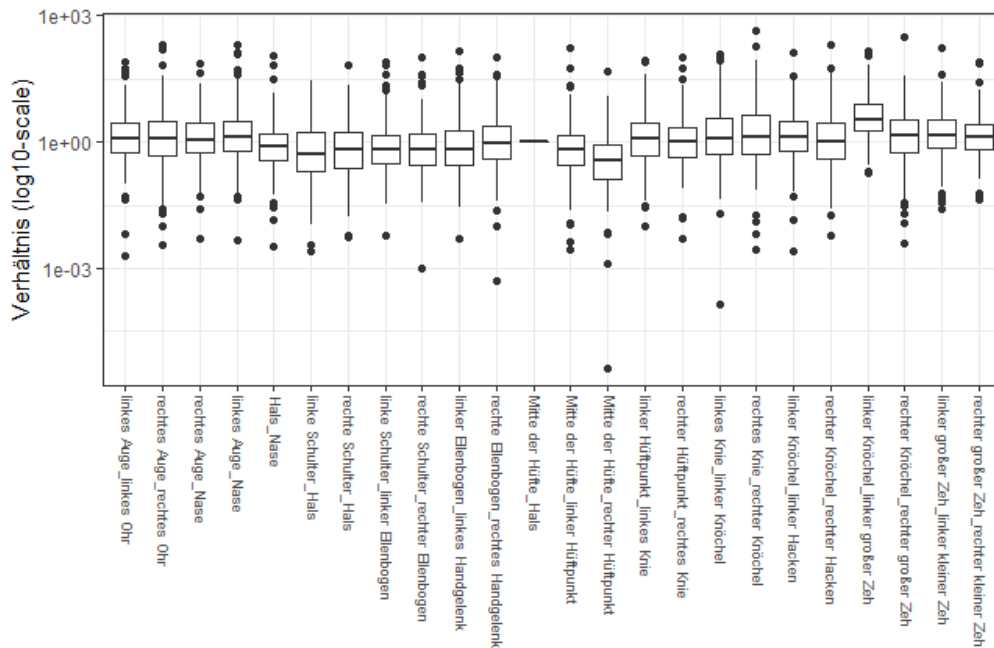


Abbildung 4.6: Boxplot mit den Fehlerverhältnissen aller Individuen pro Distanz bei den Männern

Der dargestellte Boxplot zeigt die Verteilung der Fehlerverhältnisse für jedes der 170 Individuen der Männer bezogen auf die Distanz. Um der Verzerrung der Ausreißer entgegenzuwirken, ist die y-Achse logarithmisch skaliert. Es wird deutlich, dass ein Großteil der Fehlerverhältnisse im Bereich von $10^{\pm 0,5}$ liegt.

Die Fehlerverhältnisse liegen im Bereich von $10^{\pm 0,5}$. Der Durchschnitt der Verhältnisse liegt bei 3,76, das größte Verhältnis beträgt 454,3 und das kleinste $0,04 \times 10^{-4}$. Anhand der Abbildung 4.6 wird ebenfalls ersichtlich, dass bei den Männern ebenfalls keine Konsistenz vorherrscht. Aus diesem Grund kann auch bei den Männern auf kein allgemeines Fehler-

verhältnis zwischen den Distanzen geschlossen werden.

Ähnlich zu den Frauen, so wird auch bei den Männern die Verteilung der Fehlerverhältnisse zwischen den Individuen betrachtet. Dies ist in Abbildung B.2 dargestellt. Zur besseren Veranschaulichung ist die y-Achse wieder logarithmisch skaliert. Wie aus der Abbildung ersichtlich wird, unterscheiden sich die Verteilungen der Fehlerverhältnisse zwischen den Individuen auch bei den Männern. Durch die bestehenden Unterschiede kann auch hier keine Konsistenz festgestellt werden. Dementsprechend kann für die Männer kein allgemeines Fehlerverhältnis zwischen den Individuen festgestellt werden. Für die Männer wird auf die nähere Betrachtung eines abseits liegenden Individuums in Abbildung B.2 verzichtet, da es auf die Erkenntnis hinauslaufen wird, dass die Schlüsselpunkte des Front- und des 3D-Rigs nicht übereinander liegen.

4.3 Projektionsfehler der 3D-Rigs

Wie im Kapitel 2 angedeutet, wird ein 3D-Rig mittels mehrerer 2D-Rigs bestimmt. Dazu wird der Laserscan einer Person um 30° nach rechts und links gedreht. Mit jedem Winkel, den der Laserscan gedreht wird, wird ein 2D-Rig mittels OpenPose erzeugt. Die 61 bestimmten Rigs werden anschließend zu einem 3D-Rig reduziert. Dabei werden unvollständig vorhergesagte Rigs nicht berücksichtigt (Richter, 2021). Der Fehler, welcher bei dieser Dimensionsreduktion entsteht, kann auch als Projektionsfehler beschrieben werden. Dieser gibt an, wie groß der Informationsverlust zwischen den Distanzen im hochdimensionalen (d^n) Raum und dem dreidimensionalen (d^3) ist. Der Projektionsfehler eines 3D-Rigs wird mit folgender Formel bestimmt:

$$\Delta = 1 - \frac{d^3}{d^n} \quad (4.3)$$

Wenn dieser Fehler für jede Distanz bei allen 170 Frauen berechnet wird, kann ein mittlerer Projektionsfehler für jede der 24 Distanzen bestimmt werden. In Abbildung B.3 sind die mittleren Projektionsfehler sowie ihre Standardabweichung dargestellt. Dabei sind die Distanzen nach der Größe des Projektionsfehlers geordnet. Im Durchschnitt liegt der Projektionsfehler der Frauen-3D-Rigs bei $1,93 \times 10^{-2}$. Der größte mittlere Projektionsfehler beträgt $8,29 \times 10^{-2}$, was dem Projektionsfehler der Distanz "linker großer Zeh_linker kleiner Zeh" entspricht. Anhand der Verteilung der Distanzen wird ersichtlich, dass längere Distanzen besser projiziert werden als kürzere. Die kürzeren Distanzen umfassen dabei Distanzen im Kopf- und Fußbereich. Im unteren Teil der Abbildung B.3 sind ebenfalls die mittleren Projektionsfehler dargestellt, jedoch wurden die Fehler der besonders kurzen Distanzen nicht beachtet und die der längeren Distanzen genauer dargestellt. Werden die besonders kurzen Distanzen nicht berücksichtigt, so ergibt sich ein durchschnittlicher Fehler von $0,25 \times 10^{-2}$. Nach dem Ausschluss beträgt der größte mittlere Projektionsfehler $1,27 \times 10^{-2}$, welcher für die Distanz "rechter Knöchel_rechter großer Zeh" gilt. Im Gesamt weißt die Distanz "Mitte der Hüfte_Hals" den kleinsten Projektionsfehler mit $0,03 \times 10^{-2}$ auf.

Der Projektionsfehler für die Männer beträgt im Durchschnitt $2,43 \times 10^{-2}$ (Richter, 2021). Die Verteilung der Projektionsfehler ist in der Abbildung B.4 zusehen. Darin erkennbar ist, dass der größte mittlere Projektionsfehler ebenfalls in der Distanz "linker großer Zeh_linker kleiner Zeh" zu finden ist. Dieser beträgt bei den Männer $7,726 \times 10^{-2}$ (Richter, 2021). Wie in Abbildung B.3 so sind im unteren Teil der Abbildung B.4 ebenfalls die Projektionsfehler der längeren Strecken näher betrachtet. Für diese Verteilung der mittleren Projektionsfehler beträgt der Durchschnitt $0,488 \times 10^{-2}$ (Richter, 2021). Wie in der Abbildung B.4 zusehen, stellt die Distanz "rechter Knöchel_rechter großer Zeh" für diese Verteilung den größte mittleren Projektionsfehler dar. Der Projektionsfehler für diese Distanz beträgt $2,43 \times 10^{-2}$ (Richter, 2021). Wie in Kapitel 4.1 angedeutet, besitzt die Distanz "Mitte der Hüfte_Hals" mit $0,058 \times 10^{-2}$ auch bei den Männern den kleinsten Projektionsfehler.

Werden nun die Projektionsfehler beider Geschlechter mit einander verglichen, so sind die Projektionsfehler der Frauen im Durchschnitt um $0,5 \times 10^{-2}$ kleiner als die der Männer. Zusammengefasst ähneln sich die Projektionsfehler der Frauen und der Männer sowohl in ihren Wertigkeiten als auch in ihren Verteilungen. Dies lässt auf sehr geringen Einfluss durch das Geschlecht eines Individuums auf die Erstellung des 3D-Rigs schließen.

5 Test auf Separierbarkeit der Individuen anhand der Körperhöhe

Für die Personenidentifikation mittels Rigs ist es notwendig, die Trennbarkeit dieser zu untersuchen. Im vorliegenden Datensatz ist die Separierung der Individuen anhand ihrer Körperhöhe gegeben. Ziel soll es sein, die jeweiligen Körperhöhen mittels verschiedener Methodiken zur Separierung nachzuweisen und wenn es möglich ist, Bedingungen für ein optimales Lernverfahren zu finden. Wie zuvor wird die Vorgehensweise an den Frauendaten beschrieben und anschließend mit den Ergebnissen der Männer verglichen.

5.1 Test mittels der Manhattan-Distanz

Aus der Masterarbeit von Frau Richter geht hervor, dass sich die 3D-Rigs besser für Klassifizierung eignen als die Front-Rigs (Richter, 2021). Beginnend soll deshalb der Test auf Separierbarkeit der 3D-Rigs mittels eines Unähnlichkeitsmaßes durchgeführt werden. Als Unähnlichkeitsmaß wird die Manhattan-Distanz (siehe Kapitel 3.1) gewählt. Mittels dieser werden die 3D-Rigs der einzelnen Individuen miteinander verglichen. Dafür werden drei Distanzmatrizen erzeugt, welche die folgenden Vergleich abbilden:

- F_{163} vs. F_{163}
- F_{173} vs. F_{173}
- F_{163} vs. F_{173}

Die Matrizen F_{163} vs. F_{163} und F_{173} vs. F_{173} stellen dabei den Vergleich der Rigs innerhalb der Körperhöhengruppe dar, während die Matrix F_{163} vs. F_{173} einen Vergleich zwischen den Körperhöhengruppen repräsentiert. In der Tabelle 5.1 sind die wichtigsten Kennwerte, wie Minimum, Maximum und Durchschnitt zusammengefasst. Im Durchschnitt besteht zwischen den Individuen der Gruppe F_{163} eine Manhattan-Distanz von 64,2 mit einer Standardabweichung von 15,91. Der Median der Distanzen liegt bei 62,2. Des Weiteren ist anhand des Abstand zwischen des Minimalwerts und des Maximalwerts erkennbar, wie stark sich die 3D-Rigs von einander unterscheiden können. Für die Gruppe F_{173} sind ähnliche Werte zu verzeichnen. Daran ist erkennbar, dass sich die Vergleiche innerhalb der beiden Körperhöhengruppen sehr stark ähneln. Der Vergleich zwischen den beiden Gruppen hingegen hebt sich von den anderen beiden Vergleichen ab. So besteht zwischen den 3D-Rigs der Gruppen F_{163} und F_{173} im Durchschnitt eine Unähnlichkeit von 96,99 mit einer Standardabweichung von 19,53. Dies könnte auf eine mögliche Separierbarkeit hindeuten

Um einen genauen Blick in die Verteilungen der Manhattan-Distanzen zu erhalten, werden die Distanzmatrizen in Form von Histogrammen dargestellt. Ziel soll es sein, eine

Tabelle 5.1: Kennwerte der drei Distanzmatrizen mit den Manhattan-Distanzen der Körperhöhengruppen der Frauen

In der Tabelle sind für die Distanzmatrizen der Manhattan-Distanzen die wichtigsten Kennwerte dargestellt. Anhand der Werte wird ersichtlich, dass sich die Vergleich mittels der Manhattan-Distanz stark ähneln. Der Minimalwert für die beiden Vergleich innerhalb der Körperhöhengruppen beschreibt die kleinste Manhattan-Distanz außerhalb des Vergleiches eines Individuums mit sich selbst.

Kennwerte	F_{163} vs. F_{163}	F_{173} vs. F_{173}	F_{163} vs. F_{173}
Minimum	25,29	25,54	36,57
Maximum	124,23	134,83	172,39
Median	62,2	63,95	95,66
Durchschnitt	64,2	65,13	96,99
Standardabweichung	15,91	15,71	19,53

Separierbarkeit über die Histogramme der Vergleiche innerhalb der Körperhöhengruppen nachzuweisen. Da die Matrizen der Vergleiche innerhalb der Körperhöhengruppen symmetrisch sind, werden lediglich die Bereich oberhalb der Symmetrie-Diagonale abgebildet. Die Histogramme sind in den Abbildungen B.5a - B.5c dargestellt. Allgemein betrachtet ähneln sich die Verläufe der Histogramm sehr stark. So beschreiben alle eine nach unten geöffnete Parabel. Durch den Parabel-förmigen Verlauf wird deutlich, dass der Großteil der Manhattan-Distanz ähnlich groß ist wie der jeweilige Durchschnitt. Damit die Separierbarkeit der beiden Körperhöhengruppen nachgewiesen werden kann, werden nun die Histogramme der Vergleich innerhalb Körperhöhengruppen gegenübergestellt. Dies ist in Abbildung 5.1 dargestellt. Anhand der Abbildung ist deutlich zu erkennen, dass sich ein Großteil der Histogramme (lila-farbene Fläche) überschneidet. Dies lässt auf keine Separierbarkeit der Körperhöhengruppe anhand der Verteilung der Manhattan-Distanzen schließen.

Da die Verteilungen der Manhattan-Distanz keine Trennung der Körperhöhengruppen zulassen, soll nun überprüft werden, ob eine Separierbarkeit vorliegt, wenn die Manhattan-Distanzen einzelner Individuen betrachtet werden. In Abbildung B.6 sind die Verteilungen der Manhattan-Distanzen der ersten beiden Frauen aus der Gruppe F_{173} dargestellt. Dabei wird zwischen den Manhattan-Distanzen zur Gruppe F_{163} und F_{173} unterschieden. Anhand der Boxplot wird ersichtlich, dass ein Teil der Verteilungen übereinstimmen. Werden hingegen nur die Mediane betrachte, so weisen beide Individuen einen deutlich kleineren Median zur Gruppe F_{173} auf. Des Weiteren überschneiden sich die Mediane auch nicht mit einem Teil der anderen Verteilung. Anhand der Mediane können beide Frauen der richtigen Körperhöhengruppe zugeordnet werden. Von Interesse soll es nun sein, ob dies auch für alle anderen Individuen der 170 Frauen gilt. Dafür wird für jedes der 170 Individuen überprüft, zu welcher Körperhöhengruppe sie den kleineren Median der Manhattan-Distanzen besitzen. Anhand der kleineren Mediane werden 86 Individuen der Gruppe F_{163} und 84 der Gruppe F_{173} zu geordnet. Wie in Kapitel 2 beschrieben wurde, umfasst eine Körperhöhengruppe im Datensatz 85 Individuen. Somit wird anhand der Mediane ein Individuum aus der Gruppe F_{173} fälschlicherweise der

Gruppe F_{163} zugeordnet. Daraus lässt sich schließen, dass die Mediane der Manhattan-Distanzen nicht ausreichen, um die Separierbarkeit der Frauen linear nachzuweisen.

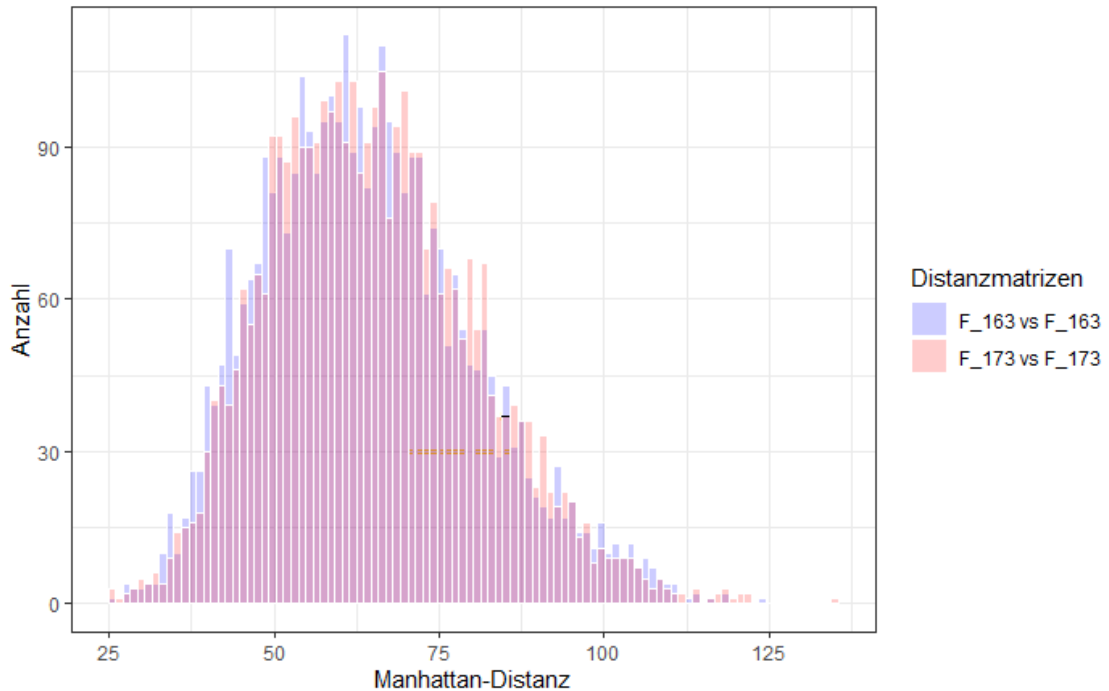


Abbildung 5.1: Gegenüberstellung der Histogramme zu den Vergleichen innerhalb der Körperhöhengruppen bei den Männern

In der Abbildung sind die Histogramme der Vergleiche F_{163} vs. F_{163} und F_{173} vs. F_{173} gegenüber gestellt. Die lila-farbene Fläche stellt dabei die Überschneidung der beiden Vergleich. Da diese ein Großteil des Histogramms abdeckt, kann keine Separierbarkeit der beiden Körperhöhengruppen anhand der Verteilung der Manhattan-Distanzen festgestellt werden.

Neben den Frauen soll auch die Separierbarkeit bei den Männern mittels der Manhattan-Distanz nachgewiesen werden. Dafür werden die gleichen Untersuchung auch an den 3D-Rigs der Männer durchgeführt. Beginnend sind dabei die Bestimmungen der Distanzmatrizen mit den Vergleichen der Körperhöhengruppen. Für die Männer werden folgende Vergleich mittels der Matrizen abgebildet:

- M_{175} vs. M_{175}
- M_{185} vs. M_{185}
- M_{175} vs. M_{185}

In der Tabelle 5.2 sind die Kennwerte der drei Distanzmatrizen abgebildet. Zwischen den Individuen der Körperhöhengruppe M_{175} besteht eine durchschnittliche Manhattan-Distanzen von 73,46 mit einer Standardabweichung von 18,15. Wie bereits bei den Frauen ist der Abstand zwischen dem Minimum und Maximum auffällig. So scheinen sich die 3D-Rigs innerhalb der Körperhöhengruppe stark zu unterscheiden. Ähnliche

Kennwerte der Matrix weißt auch der Vergleich M_{185} vs. M_{185} auf, wie bereits bei den Frauen. Hingegen besteht zwischen den Individuen der beiden Körperhöhengruppen

Tabelle 5.2: Kennwerte der drei Distanzmatrizen mit den Manhattan-Distanzen der Körperhöhengruppen der Männer

In der Tabelle sind für die Distanzmatrizen der Manhattan-Distanzen die wichtigsten Kennwerte dargestellt. Anhand der Werte wird ersichtlich, dass sich die Vergleich mittels der Manhattan-Distanz stark ähneln. Der Minimalwert für die beiden Vergleich innerhalb der Gruppen beschreibt die kleinste Manhattan-Distanz außerhalb des Vergleiches eines Individuums mit sich selbst.

Kennwerte	M_{175} vs. M_{175}	M_{185} vs. M_{185}	M_{175} vs. M_{185}
Minimum	29,23	27,74	46,61
Maximum	149,76	160,94	194,09
Median	73,46	67,83	103,0
Durchschnitt	74,87	70,17	103,7
Standardabweichung	18,15	19,81	20,04

eine durchschnittliche Manhattan-Distanz von 103,7 mit einer Standardabweichung von 20,04. Damit hebt sich der Vergleich zwischen den Körperhöhengruppen wieder von den Vergleichen innerhalb der Gruppen ab. Den genaueren Einblick sollen auch hier die Histogramme geben. In den Abbildungen [B.7a](#) - [B.7c](#) sind die Histogramme der drei Distanzmatrizen dargestellt. Die Histogramme zeigen ebenfalls einen Parabel-förmigen Verlauf, bei dem der Scheitelpunkt auf Höhe des Medians liegt. Dementsprechend besitzt auch bei den Männern ein Großteil eine zum Durchschnitt ähnlich Manhattan-Distanz. Anhand der Gegenüberstellung der Histogramme der Vergleiche innerhalb der Körperhöhengruppen, wie [Abbildung 5.2](#) zeigt, überlappt ein Großteil (dunkelgrün) der Manhattan-Distanzen miteinander. Daran ist festzuhalten, dass auch bei den Männern die Histogramme der Matrizen nicht ausreichen, um die Separierbarkeit der Körperhöhen zu bestätigen.

Um dennoch eine mögliche Separierbarkeit mittels der Manhattan-Distanz nachzuweisen, werden auch bei den Männern die ersten beiden Individuen der Gruppe mit der höheren Körperhöhe untersucht. So sind die Verteilungen der Manhattan-Distanzen zu der Gruppe M_{175} und der Gruppe M_{185} des ersten und des zweiten Mannes der Gruppe M_{185} in [Abbildung 5.2](#) dargestellt. So können die beiden Individuen anhand der kleineren Mediane einwandfrei der richtigen Körperhöhengruppe, der Gruppe M_{185} , zugewiesen werden. Anschließend soll nun die Separierung über die Mediane an allen Männern überprüft werden. Dabei wurden pro Körperhöhengruppe 84 Individuen der richtigen Körperhöhe zugeordnet werden. Dies bedeutet das pro Gruppe ein Individuum der falschen Gruppe zugeordnet wird. Aufgrund der auftretenden Falschzuweisung kann bei den Männern ebenfalls keine eindeutige Separierbarkeit anhand der Mediane der Manhattan-Distanzen nachgewiesen werden.

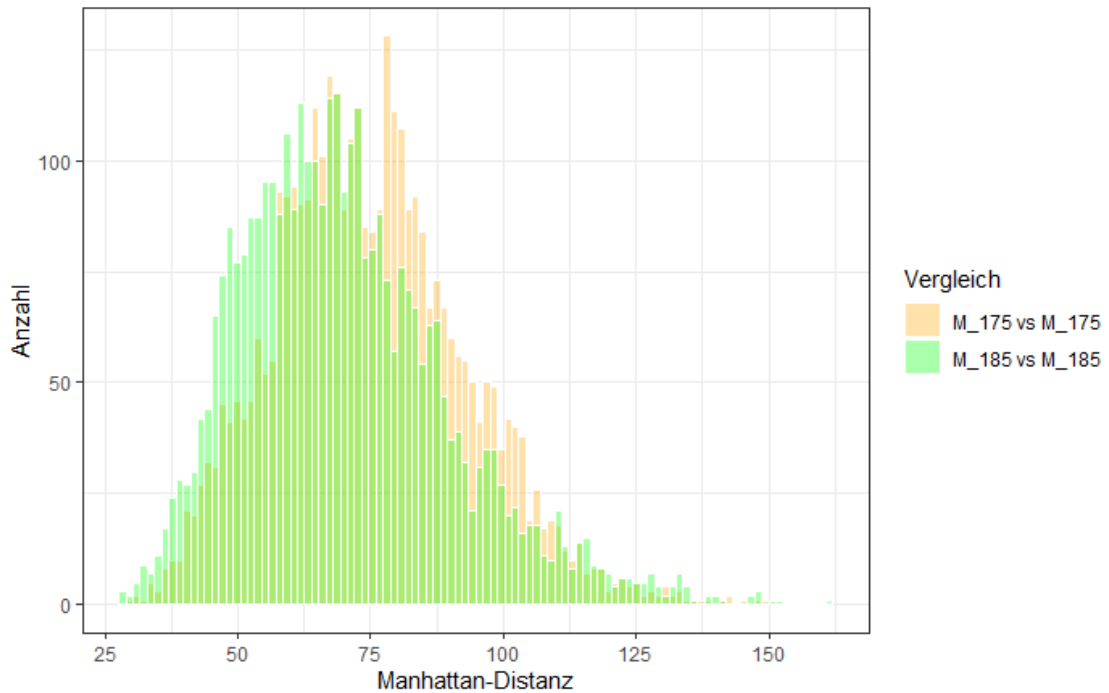


Abbildung 5.2: Gegenüberstellung der Histogramme zu den Vergleichen innerhalb der Körperhöhengruppen bei den Männern

In der Abbildung sind die Histogramme der Vergleiche M_{175} vs. M_{175} und M_{185} vs. M_{185} gegenüber gestellt. Die dunkelgrüne Fläche stellt dabei die Überschneidung der beiden Vergleich. Da diese ein Großteil des Histogrammes abdeckt, kann keine Separierbarkeit der beiden Körperhöhengruppen anhand der Verteilung der Manhattan-Distanzen festgestellt werden.

5.2 Test mittels k-NN

Im folgenden Verlauf des Kapitel soll die Separierbarkeit der Daten mittels eines Klassifikationsverfahrens nachgewiesen werden. Zu Beginn wird eines der einfachsten Verfahren verwendet, der *k-Nearest-Neighbor*-Algorithmus. Um die Klassifikation des k-NNs zu bewerten, wird eine Kreuzvalidierung über zehn Runden durchgeführt. Dafür Testdaten, welche 10 % der Gesamtdaten umfassen, und Trainingsdaten bestimmt. Aus den 170 Individuen werden in jeder Runde 17 als Testdaten und 152 als Trainingsdaten ausgewählt. Dabei kann ein Individuum nur einmal in allen zehn Runden als Testdata verwendet werden.

5.2.1 k-NN mit euklidischer Distanz

Um die Separierbarkeit der 3D-Rigs mit der Manhattan-Distanz nachzuweisen, wird ein erstes k-NN an den Manhattan-Distanzen der Frauen mit $k = 5$ durchgeführt. Als Testdaten werden zufällig, klassenunabhängig 17 Individuen pro Runde gewählt, mit zuvor beschriebenen Bedingungen, dass diese nur einmal in allen 10 Runden verwendet werden dürfen. Mittels der Kreuzvalidierung wird für das k-NN ein mittlerer F_1 -Score von

0,98 und ein mittlerer MCC von 0,97 bestimmt. Da mittels dieser Auswahl an Testdaten keine perfekte Klassifikation erzielt werden kann, wird die Auswahl der Testdaten angepasst. So werden die Gruppen in den Testdaten bei zukünftig Klassifikationen balancierte gewählt. Dafür werden jeweils acht Individuen aus einer Gruppe gezogen. Das 17. Individuum wird abschließend zufällig bestimmt. Somit beinhalten die Testdaten folgend acht beziehungsweise neun Individuen beider Körperhöhengruppen. Mittels dieser Auswahl der Testdaten wird das zuvor beschriebene k-NN erneut bestimmt. In der Tabelle 5.3 zusehen, kann mit dem k-NN nun in neun von zehn Runden eine perfekte Klassifikation erzielt werden. Dies bedeutet, dass in 90 % der Klassifikation ein lineare Trennung der Daten besteht. In einer der zehn Runden kommt es jedoch zu keiner perfekten Klassifikation und somit auch nicht zur linearen Trennung. Im Gesamten erzielt das k-NN für die Manhattan-Distanzen einen mittleren F_1 -Score von 0,99 und einen mittleren MCC von 0,98. Im Vergleich zum k-NN mit einer zufälligen Testdatenauswahl schneidet das k-NN mit balancierten Testdaten besser ab.

Tabelle 5.3: F_1 -Score und Matthews Korrelationskoeffizient für das k-NN der Manhattan-Distanzen der Frauen mit $k = 5$ sowie neuer Testdatenauswahl

In der Tabelle sind für jede der 10 Kreuzvalidierungsrunden der F_1 -Score und der MCC abgebildet, wenn als Klassifikator die Manhattan-Distanz verwendet wird. In 9 von 10 können perfekte Werte von 1,0 festgestellt werden. Hingegen weißt 1 von 10 Runden Werte unter 1 auf, was auf Falschklassifikationen hin deutet.

Runde	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
F_1 -Score	1,00	1,00	1,00	0,95	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
MCC	1,00	1,00	1,00	0,89	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Da nur in einer von zehn Runden Falschklassifikation auftreten und die Daten nur einmal als Testdaten auftreten, führen nur wenige Individuen der Frauen anhand ihrer Manhattan-Distanz zu einer Falschklassifikation. Um diese Individuen aus den Daten herauszufiltern, wird am k-NN ein Ausschlussverfahren durchgeführt. Dabei wird das k-NN samt der Kreuzvalidierung 170 mal durchlaufen. Bei jedem der 170 Durchläufe wird das i -te Individuum aus der Datengrundlage entfernt beziehungsweise vom k-NN ausgeschlossen. Ziel dieses Verfahrens soll es sein, anhand des kleinsten F_1 -Scores in jedem der 170 Durchläufe die falschklassifizierenden Individuen herauszufiltern. Wie der Plot 5.3 zeigt, beträgt der kleinst F_1 -Score bei dem 159. Individuum 1,00. Dadurch kann festgehalten werden, dass jedes Individuum anhand der Manhattan-Distanzen außer dem 159. exakt der richtigen Körperhöhengruppe zugewiesen werden. Um zu verstehen, weshalb das 159. Individuum mit seinen Manhattan-Distanzen zu einer Falschklassifikation führt, müssen diese näher betrachtet werden. Das 159. Individuum spiegelt die 74. Frau der Gruppe F_{173} wider. Durch die nähere Betrachtung wird ersichtlich, dass sich die Manhattan-Distanzen zu den beiden Körperhöhengruppen stark ähneln. Die bei der Zuordnung nach den Medianen der Manhattan-Distanz erwähnte Falschzuordnung bei den Frauen musste demnach durch dieses Individuum erfolgen. Der Vergleich der Manhattan-Distanzen ergab, dass sich das Individuum mittels der Manhattan-Distanz

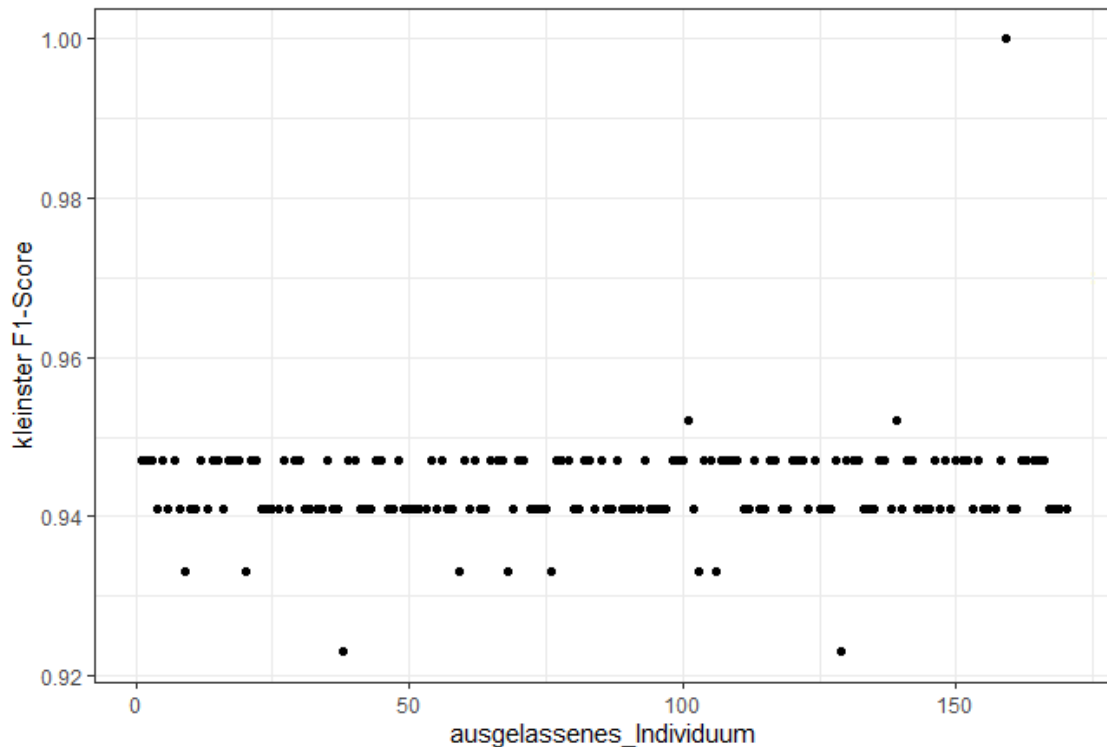


Abbildung 5.3: kleinster F_1 -Score in den 170 Durchläufen pro ausgelassenem Individuum des Ausschlussverfahrens

Die Abbildung zeigt die kleinsten F_1 -Scores in den 170 Durchläufen des Ausschlussverfahrens. Anhand dieser kann das 159. Individuum, die 74. Frau der Gruppe F_{173} , als die Quelle der Falschklassifikation identifiziert werden.

eher der Gruppe F_{163} zuweisen lässt. Durch dieses Ergebnis wird deutlich, wie stark abhängig die Manhattan-Distanz vom 3D-Rig selbst sind. Anscheinend ist das 3D-Rig der 74. Frau der Gruppe F_{173} so klein, dass dieses durch die Manhattan-Distanz eher der Gruppe F_{163} zugeordnet wird.

Neben dem Einfluss einzelner Individuen auf die Klassifikation und Separierbarkeit mittels des k -NNs, soll auch die Auswirkung der gewählten Anzahl der k -Nachbarn untersucht werden. Um dies zu überprüfen, wird das k -NN für die Manhattan-Distanzen mit drei verschiedenen Größen für k durchgeführt. Die gewählten Größen sind $k = (7, 21, 85)$. Wie die Tabelle 5.4 zeigt, besitzt die Anzahl an k -nächsten Nachbarn auf die Klassifikation des k -NNs keinen direkten Einfluss. Erst bei einem sehr großen k wird die Klassifikation beeinflusst.

Anhand der zuvor beschriebenen Ergebnisse zum k -NN für die Manhattan-Distanz ist festzuhalten, dass die Manhattan-Distanzen zwischen 3D-Rigs der Frauen nicht ausreichen, um diese der Körperhöhengruppe zuzuordnen und die Gruppen linear zu trennen. Da die Manhattan-Distanzen zwischen der 3D-Rigs berechnet wurden, soll nun ein k -NN für die 3D-Rigs mit samt der Kreuzvalidierung bestimmt werden. Das k -NN erzielt in allen zehn Runden der Kreuzvalidierung einen F_1 -Score und einen MCC von 1,00. Dies bedeutet, dass das k -NN in der Lage ist, die 3D-Rigs anhand aller Distanzen nach

Tabelle 5.4: F_1 -Scores und MCCs für die Durchläufe des k-NNs mit verschiedenen großen k. Die Tabelle zeigt jeweils die 10 Runden der Kreuzvalidierung der Klassifikation anhand der Manhattan-Distanzen mit unterschiedlich großen k-Nachbarn. Durch die unterschiedliche Anzahl an k-Nachbarn soll deren Einfluss auf die Klassifikation des k-NNs untersucht werden. Die Anzahl von k scheint erst bei hohen Werten einen Einfluss auf die Klassifikation zu nehmen.

k	Runde	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
k = 7	F_1 -Score	1,00	0,94	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	MCC	1,00	0,89	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
k = 21	F_1 -Score	1,00	0,94	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	MCC	1,00	0,89	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
k = 85	F_1 -Score	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,93	0,95	1,00	1,00	1,00
	MCC	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,89	0,89	1,00	1,00	1,00

der Körperhöhe perfekt zu klassifizieren und linear zu trennen. Dies steht im geringen Gegensatz zu den Ergebnissen, welche mit den Manhattan-Distanzen erzeugt werden. Dies lässt schlussfolgern, dass die Manhattan-Distanzen die lineare Trennung der Individuen verzerrt beziehungsweise verhindert. Von Interesse ist es nun, ob sich die Ergebnisse der 3D-Rigs auch mit den anthropometrischen Daten reproduzieren lassen. So wird ebenfalls an allen anthropometrischen Maßen, unter Ausschluss der Körperhöhe, das k-NN durchgeführt. Mittels der anthropometrischen Maße wird in neun von zehn Runden der Kreuzvalidierung ein F_1 -Score und ein MCC von 1,00 erzielt. Durch auftretende Falschklassifizierungen erreicht das k-NN in einer der zehn Runden nur ein F_1 -Score von 0,93 und ein MCC von 0,89. Dies steht im Gegensatz zu den Ergebnissen der 3D-Rigs und somit der Erwartungen. Deshalb werden im weiteren Verlauf die anthropometrischen Maße getrennt von den Rig-Daten betrachtet. In der Tabelle 5.5 sind die mittleren F_1 -Scores und MCCs sowie ihre Spannweiten über die 10 Runden der Kreuzvalidierung zusammengefasst. Mittels des k-NNs kann bei den Frauen lediglich die Separierbarkeit der Körperhöhengruppen anhand der 3D-Rigs zufrieden stellend nachgewiesen werden.

Tabelle 5.5: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs an den Frauendaten; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt die mittleren F_1 -Scores und MCCs der k-NNs für die Daten der Frauen. Dabei erzielt das k-NN mit den 3D-Rigs perfekte Ergebnisse. Die anderen beiden hingegen erreichen nur sehr gut Ergebnisse, sprich bei ihnen treten Falschklassifikationen auf.

	Manhattan-Distanz	3D-Rig	anthropo. Maße
F_1 -Score	0,99	1,00	0,99
Spannweite F_1 -Score	0,07	0	0,08
MCC	0,98	1,00	0,99
Spannweite MCC	0,11	0	0,12

Um eine Vergleichsbasis zwischen den Geschlechtern für die Nützlichkeit des k-NNs zu schaffen, werden die drei zuvor beschriebenen k-NNs auch mit den Daten der Männer durchgeführt. Für die drei k-NNs soll ebenfalls $k = 5$ gelten. Die Tabelle 5.6 zeigt die mittleren F_1 -Scores und mittleren MCCs der drei k-NNs sowie die Spannweiten der Werte über die 10 Runden der Kreuzvalidierung. Mittels der 3D-Rigs und anthropometrischen Maße ist das k-NN in der Lage eine perfekte Klassifikation durchzuführen und somit die Daten linear zu trennen. Dies beweisen die F_1 -Scores und die MCCs, welche in allen zehn Runden der Kreuzvalidierung einen Wert von 1,00 betragen. Hingegen erzielte das k-NN für die Manhattan-Distanzen in einer der zehn Runden aufgrund von Falschklassifikationen einen F_1 -Score 0,95 und einen MCC von 0,89. Dies weist darauf hin, dass die Fehlerbehaftung der Manhattan-Distanzen nicht durch das Geschlecht beeinflusst wird. Des Weiteren wird ebenfalls die Unabhängigkeit der beiden Geschlechter von einander bei der Klassifikation mittels k-NN deutlich. Zusammengefasst ist es möglich mit einem k-NN die Separierbarkeit nach den Körperhöhengruppen anhand der 3D-Rigs perfekt nachzuweisen. Die Separierbarkeit in den anthropometrischen Maßen könnte nur bei den Männern mit dem k-NN bestätigt werden.

Tabelle 5.6: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs an den Männerdaten; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt die mittleren F_1 -Scores und MCCs der k-NNs für die Daten der Männer. Das k-NN auf Basis der Manhattan-Distanzen kann durch Falschklassifikationen nur sehr gut Ergebnisse erreichen. Die anderen beiden k-NNs erzielen perfekte Ergebnisse.

	Manhattan-Distanz	3D-Rig	anthropo. Maße
F_1 -Score	0,99	1,00	1,00
Spannweite F_1 -Score	0,05	0	0
MCC	0,99	1,00	1,00
Spannweite MCC	0,11	0	0

5.2.2 k-NN mit Manhattan-Distanz

Die zuvor beschriebenen k-NNs bestimmten die k -nächsten Nachbarn über die euklidische Distanz. Als letzter Versuch die Separierbarkeit mittels der Manhattan-Distanz zu beweisen, soll nun an den 3D-Rigs und den anthropometrischen Maßen erneut k-NNs bestimmt werden. Diese k-NNs werden im Vergleich zu den vorherigen abgeändert, in dem sie die k Nachbarn über die Manhattan-Distanz bestimmt. In der Tabelle 5.7 sind die mittleren F_1 -Scores und MCCs der beiden k-NNs mit $k = 5$ sowie deren Spannweiten dargestellt. Die Tabelle zeigt, dass das k-NN mit der Manhattan-Distanz ähnlich gut die

Daten der Frauen klassifiziert, wie das k-NN mit der euklidischen Distanz. Das abgeänderte k-NN ist ebenfalls in der Lage die 3D-Rigs linear nach den Körperhöhengruppen zu trennen, was der mittlere F_1 -Score und MCC von 1,00 beweist. Bei den anthropometrischen Maßen schneidet das abgeändert ebenfalls ähnlich ab. Im genauen Vergleich ist ersichtlich, dass der F_1 -Score beim abgeänderten k-NN um 0,0018 größer ist als beim k-NN mit der euklidischen Distanz. So beträgt dort der mittlere F_1 -Score 0,9923, während er beim k-NN mit der Manhattan-Distanz 0,9941 beträgt. Auch der mittlere MCC ist beim k-NN mit der Manhattan-Distanz größer, und zwar um 0,0006. So besitzt der MCC beim k-NN mit der euklidischen Distanz einen Wert von 0,9883 und beim abgeänderten k-NN einen Wert von 0,9889.

Tabelle 5.7: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs mit Manhattan-Distanz an den Frauendaten; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt die Ergebnisse der k-NNs der Frauendaten, welche die Nachbarn über die Manhattan-Distanz bestimmen. Während bei den 3D-Rigs perfekte Ergebnisse erzielt werden, wird bei den anthropometrischen Maßen nur ein sehr gutes Ergebnis erreicht.

	3D-Rig	anthropo. Maße
F_1 -Score	1,00	0,99
Spannweite F_1 -Score	0	0,06
MCC	1,00	0,99
Spannweite MCC	0	0,11

Während die abgeänderten k-NNs mit der Manhattan-Distanz für die Frauen ähnlich Ergebnisse erzielen, verschlechterten sich die F_1 -Scores und MCCs bei der Verwendung der Männerdaten. So ergibt sich für das k-NN der 3D-Rigs ein mittlerer F_1 -Score von 0,9933 und ein mittlerer MCC von 0,9887. Damit schneidet das abgeänderte k-NN beim F_1 -Score um 0,0067 und beim MCC um 0,0113 im Vergleich zum k-NN mit der euklidischen Distanz ab. Bei den anthropometrischen Maßen beträgt der mittlere F_1 -Score 0,9889 und der mittlere MCC 0,9764 für das abgeänderte k-NN. Dies bedeutet, dass sich der mittlere F_1 -Score um 0,01 und der mittlere MCC um 0,02 verschlechtert hat im Vergleich zum k-NN mit der euklidischen Distanz. In der Tabelle 5.8 sind die Evaluationsmaße der k-NNs mit der Manhattan-Distanz sowie deren Spannweiten zusammengefasst. Durch die Verwendung der Manhattan-Distanz um die k -nächsten Nachbarn kann mittels des k-NN die Separierbarkeit der Daten bei den Frauen leicht besser nachgewiesen werden, während es bei den Männer der gegenteilige Fall ist. Durch die gesamten Erkenntnisse zur Manhattan-Distanz im Bezug auf die Separierbarkeit der Daten werden weitere Untersuchungen mit der Manhattan-Distanz als nicht zielführend betrachtet.

Tabelle 5.8: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die k-NNs mit Manhattan-Distanz an den Männerdaten; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt die Ergebnisse der k-NNs der Männerdaten, welche die Nachbarn über die Manhattan-Distanz bestimmen. Sowohl bei den 3D-Rigs als auch bei den anthropometrischen Maßen können lediglich sehr gute Ergebnisse erzielt werden. Im Vergleich zu den Werten aus Tabelle 5.6 stellen diese eine Verschlechterung dar.

	3D-Rig	anthropo. Maße
F_1 -Score	0,99	0,99
Spannweite F_1 -Score	0,07	0,11
MCC	0,99	0,98
Spannweite MCC	0,11	0,24

5.3 Test mittels logistischer Regression

In der Masterarbeit von Frau Richter wurde bereits bei den Männern versucht, mittels logistischer Regression die Separierbarkeit der Körperhöhengruppen M_{175} und M_{175} nachzuweisen (Richter, 2021). Von Interesse ist es nun die Separierbarkeit auch bei den Frauen zu beweisen, weshalb eine Auswahl an logistischen Regressionen auch für die Frauen bestimmt werden. Abschließend werden die Ergebnisse der Frauen mit den Ergebnisse der Männer, welche in 5.3.4 beschrieben werden, verglichen. Um die Güte der Regressionsmodelle zu bewerten, wird an ihnen die gleiche Kreuzvalidierung angewendet, wie sie bei den k-NNs beschrieben wurde.

5.3.1 Modelle anhand der Schulterhöhe

Frau Richter identifizierte in ihrer Masterarbeit die Schulterhöhe als wichtiges Merkmal bei der Klassifizierung von Individuen nach ihrer Körperhöhe (Richter, 2021). Zum Nachweisen der Separierbarkeit mittels logistisch Regression anhand der Schulterhöhe werden für die Frauen drei Regressionsmodelle bestimmt. Bei allen drei Modelle gilt die Körperhöhengruppe als Ziel-Variable. Das erste Modell verwendet die anthropometrisch ermittelte Schulterhöhe als Regressor. Die Regressoren für die beiden anderen Modelle bildet die Schulterhöhe in den Front- beziehungsweise 3D-Rigs. Da diese jedoch nicht gegeben ist, wird sie für alle Rigs vorab bestimmt. Beginnend werden dafür jeweils die Distanzen "Knöchel_Knie" und "Knie_Hüfte" der Beine addiert und anschließend gemittelt, wodurch die Hüfthöhe des Rigs bestimmt werden kann. Abschließend wird die Hüfthöhe mit der Distanz "Mitter der Hüfte_Hals" verrechnet. Dies wird für alle Front-Rigs als auch für alle 3D-Rigs durchgeführt.

In der Tabelle 5.9 sind die mittleren F_1 -Scores und MCCs sowie deren Spannweiten der drei Regressionsmodell aufgeführt. Anhand des Regressionsmodelles zur anthropometrischen Schulterhöhe kann die Separierbarkeit der beiden Körperhöhengruppen

Tabelle 5.9: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die drei Regressionsmodelle, welche die Schulterhöhe als Datengrundlage verwenden; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt die mittleren F_1 -Scores und MCCs der drei Regressionsmodelle anhand der Schulterhöhe. Während für die anthropometrischen Maße perfekte Ergebnisse erreicht werden, erzielen die anderen Beiden nur sehr gute Werte.

	anthropo. Maße	Front-Rig	3D-Rig
F_1 -Score	1,00	0,96	0,97
Spannweite F_1 -Score	0	0,2	0,14
MCC	1,00	0,92	0,96
Spannweite MCC	0	0,3	0,22

perfekt nachgewiesen werden. Dies beweist der mittlere F_1 -Score und mittlere MCC von 1,00. Im Vergleich zur anthropometrischen Schulterhöhe schneiden die Modelle mit den Schulterhöhen der Rigs schlechter ab. So treten in vier der zehn Runden der Kreuzvalidierung des Modells für die Schulterhöher der Front-Rigs Falschklassifikationen auf, was in Tabelle 5.10 ersichtlich ist. Im Durchschnitt erzielt das Modell einen F_1 -Score von 0,96 und einen MCC von 0,92. Im Vergleich dazu werden mit dem Modell für Schulterhöhe aus den 3D-Rigs bessere Ergebnisse erzielt. In der Kreuzvalidierung erreicht das Modell mit den 3D-Rig-Schulterhöhen einen mittleren F_1 -Score von 0,97 und einen mittleren MCC von 0,96. Damit ist der mittlere F_1 -Score um 0,02 und der mittlere MCC um 0,03 größer, als wenn die Front-Rig-Schulterhöhe für die logistische Regression verwendet wird. In der Tabelle 5.10 sind die F_1 -Scores und MCCs in allen zehn Runden der Kreuzvalidierungen der drei Regressionsmodelle abgebildet. Anhand der Tabelle wird ersichtlich, wie gut sich die anthropometrische Schulterhöhe für die Separierung der Körperhöhengruppen eignet. Zudem ist an den Evaluationsmaßen der Rigs gesehen werden, wie schlecht in manchen Fällen die Klassifizierung ist.

Tabelle 5.10: Vergleich der F_1 -Scores und MCCs in den einzelnen 10 Runden der Validierungen für die drei Regressionsmodelle, welche die Schulterhöhe als Datengrundlage verwenden

Die Tabelle zeigt jede der 10 Kreuzvalidierungsrunden der Modelle für die Schulterhöhe. Bei den Modellen für die Rigs treten in mehreren Runden Falschklassifikationen auf.

Daten	Runde	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
anthropo. Maße	F_1 -Score	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	MCC	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Front-Rig	F_1 -Score	0,80	1,00	0,95	0,89	1,00	1,00	1,00	0,97	1,00	1,00
	MCC	0,70	1,00	0,89	0,76	1,00	1,00	1,00	0,89	1,00	1,00
3D-Rig	F_1 -Score	0,94	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,86	0,94
	MCC	0,89	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,78	0,89

Wie zuvor beschrieben spiegelt die Schulterhöhe in den Rigs eine Summe von Distanzen wider. Von Interesse soll es nun sein, welchen Einfluss die Summierung der Distanzen auf das Regressionsmodell hat. Dafür werden zwei weitere Modelle bestimmt, welche die fünf zur Berechnung verwendeten Distanzen als Regressoren nutzen. Das eine Modell steht daher für die unsummierte Schulterhöhe in den Front-Rigs und das andere Modell für die unsummierte Schulterhöhe in den 3D-Rigs. Die Tabelle 5.11 zeigt die mittleren F_1 -Scores und mittleren MCCs der beiden Modelle im Vergleich zu den Modellen mit der summierten Schulterhöhe. Durch die Verwendung der einzelnen Distanzen wird für die Front-Rigs ein mittlerer F_1 -Score von 0,96 und MCC von 0,92 erzielt. In Bezug auf das Modelle mit der summierten Schulterhöhe schneidet das Modell gleich gut ab. Auffällig sind jedoch die Spannweiten beim Modell mit der unsummierten Schulterhöhe. Diese sind für den F_1 -Score um 0,075 und für den MCC um 0,068 geringer. Dies bedeutet, dass durch die unsummierte Schulterhöhe in den einzelnen Runden der Kreuzvalidierung leicht bessere Ergebnisse erzielt werden. Deutlich besser hingegen schneidet das Modell mit der unsummierten Schulterhöhe in den 3D-Rigs ab. Im Mittel erzielt das Modell einen F_1 -Score und einen MCC von 1,00. Anhand der einzelnen Distanzen im 3D-Rig ist das Modell in der Lage die Körperhöhengruppen linear zu trennen. Aufgrund der besseren Ergebnisse kann festgehalten werden, dass sich die einzelnen Distanzen bei der Klassifizierung besser eignen als berechnete Breiten oder Längen.

Tabelle 5.11: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs sowohl für die summiert als auch die unsummiert Schulterhöhe in den Rigs; samt Spannweiten

Um die Schulterhöhe bei den Rigs zu erhalten, werden Distanzen zusammen gerechnet. Die Tabelle zeigt den Einfluss, wenn die Distanzen summierte werden beziehungsweise alle benötigten Distanzen als Regressoren verwendet werden (unsummiert). Es wird deutlich, dass die unsummierte Schulterhöhe sich besser zur Klassifikation eignet.

	Front-Rig		3D-Rig	
	unsummiert	summiert	unsummiert	summiert
F_1 -Score	0,96	0,96	1,00	0,97
Spannweite F_1 -Score	0,13	0,2	0	0,14
MCC	0,92	0,92	1,00	0,96
Spannweite MCC	0,24	0,3	0	0,217

5.3.2 Modelle anhand der Beinmaße

In der Masterarbeit von Frau Richter wurden ebenfalls die Maße der Beine, wie die Außen- und Innenbeinlänge, als wichtiges Merkmal für die Klassifizierung und Trennung von Individuen identifiziert (Richter, 2021). Um nun die Separierbarkeit anhand der Beinmaße nachzuweisen, werden für die Frauen drei Regressionsmodelle bestimmt. Das

erste nutzt die anthropometrische Außenbeinlänge als Regressor. Die anderen beiden Modelle werden anhand zuvor bestimmten gemittelten Beinlänge der Rigs berechnet. In der Tabelle 5.12 sind die mittleren F_1 -Scores und mittleren MCCs der drei Modelle samt der zugehörigen Spannweite abgebildet. Wie aus der Tabelle ersichtlich wird, ist keines der drei Modelle in der Lage die Individuen anhand der Beinmaße linear zu trennen. Im Mittel schneidet das Regressionsmodell mit der 3D-Rig-Beinlänge am besten ab. Dieses erzielt einen mittleren F_1 -Score von 0,99 und einen mittleren MCC von 0,99. Im Gegensatz dazu erreicht das Modelle mit der 2D-Rig-Beinlänge lediglich einen mittleren F_1 -Score von 0,96 und einen mittleren MCC von 0,91. Wie bereits bei der Schulterhöhe, schneidet auch hier das Modell mit den 3D-Rigs besser ab als das mit den 2D-Rigs. Im Gegensatz zur Schulterhöhe kann das Modell mit der Außenbeinlänge die Individuen nicht linear trennen. Im Mittel erzielt das Modell bei der Kreuzvalidierung einen F_1 -Score von 0,98 und einen MCC von 0,96. Des Weiteren schneidet das Modell im Mittel schlechter ab als das Modell mit der 3D-Rig-Beinlänge. Aus den Ergebnissen kann geschlussfolgert werden, dass die Beinmaße nicht genügend Information über die Körperhöhe besitzen, weshalb die Separierbarkeit nur schwer mit ihnen nachgewiesen werden kann.

Tabelle 5.12: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die drei Regressionsmodelle, welche die Außenbeinlänge als Datengrundlage verwenden; samt Spannweiten
Mittels der Außenbeinlänge können lediglich sehr gute Ergebnisse erzielt werden. Das bedeutet, dass die Außenbeinlänge annähernd genug Information über die Separierbarkeit nach der Körperhöhe enthält.

	anthropo. Maße	Front-Rig	3D-Rig
F_1 -Score	0,98	0,96	0,99
Spannweite F_1 -Score	0,07	0,16	0,08
MCC	0,96	0,91	0,98
Spannweite MCC	0,11	0,35	0,12

5.3.3 Modelle anhand aller verfügbaren Maßen und Distanzen

Während die Verwendung bestimmter Maße und Längen nur zu relativ zufriedenstellenden Ergebnissen führt, soll nun überprüft werden, wie sich die Ergebnisse bei der Verwendung aller Maße und Distanzen verhalten. Um anhand aller Maße und Distanzen die Separierbarkeit der Körperhöhengruppen nachzuweisen, werden vier Regressionsmodelle berechnet. Zwei Modelle beschäftigen sich mit den anthropometrischen Maßen. Eines der Beiden verwendet als Regressor alle Maße, außer der Körperhöhe, das andere alle Maße außer der Körper- und Schulterhöhe. Sinn hinter diesen beiden Modellen soll es sein, den Einfluss der Schulterhöhe auf die Klassifikation der Modelle zu untersuchen (analog zu Richter, 2021). Die anderen beiden der vier Modelle verwenden

all 24 Distanzen, welche in einem Rig enthalten sind, als Regressoren. In der Tabelle 5.13 sind die mittleren F_1 -Scores und MCCs aller vier Regressionsmodelle aufgeführt. Anhand der Tabelle wird ersichtlich, dass mit allen Rig-Distanzen keine lineare Trennung möglich ist. Auffällig sind dabei die Evaluationsmaße für die Front-Rig-Distanzen. Mit einem mittleren F_1 -Score von 0,995 und einem mittleren MCC von 0,988 sind diese besser als die Evaluationsmaße des Modells zu den 3D-Rig-Distanzen. Der mittlere F_1 -Score beträgt für das Modell 0,982 und der mittlere MCC 0,965. Somit steht dieses Ergebnis im Gegensatz zu den bisherigen Erkenntnissen. Dies könnte auf die Verzerrung kleinerer Distanzen im 3D-Rig zurückzuführen sein, da diese beiden in vorherigen Modellen nicht berücksichtigt wurden. Mittels der anthropometrischen Daten ist die lineare Separierbarkeit der Körperhöhengruppen exakt nachzuweisen, was der mittlere F_1 -Score und MCC von 1,00 beweist. Wenn die Schulterhöhe jedoch nicht berücksichtigt wird erzielt das Regressionsmodell lediglich einen mittleren F_1 -Score von 0,97 und einen mittleren MCC von 0,94. Dies weißt die große Aussagekraft der Schulterhöhe über die Körperhöhe nach, weshalb sie als eines der wichtigsten Merkmale angesehen werden kann.

Tabelle 5.13: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die Regressionsmodelle, die alle verfügbaren Maße und Distanzen verwenden; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt den Einfluss auf die Klassifikation der Modelle, wenn alle verfügbaren Maße und Distanzen als Regressor verwendet werden. Des Weiteren wird der Einfluss der Schulterhöhe auf die Klassifikation der anthropometrischen Maße gezeigt. Die Ergebnisse der Modelle für die Rigs wird bewusst mit drei Nachkommastellen angegeben, um die auftretenden Falschklassifikationen im Wert zu berücksichtigen.

	anthropo. Maße		Front-Rig	3D-Rig
	alle Maße	Alle, außer Schulterhöhe		
F_1 -Score	1,00	0,97	0,995	0,982
Spannweite F_1 -Score	0	0,11	0,048	0,176
MCC	1,00	0,94	0,988	0,965
Spannweite MCC	0	0,24	0,117	0,347

5.3.4 Vergleich an den Männern

Wie zu Beginn des Kapitels 5.3 beschrieben sind die logistischen Regressionen der Männer in Richter, 2021 bereits ausführlich beschrieben. Deshalb werden diese nun mit den Ergebnissen der Frauen verglichen. In der Tabelle 5.14 sind die mittleren Evaluationsmaße der Männer denen der Frauen gegenübergestellt. Dabei sind die besseren Werte blau hinterlegt. Da in der Masterarbeit von Frau Richter nie ein Regressionsmodell an allen anthropometrischen Maßen bestimmt wurde, sind die Werte für dieses nachträglich ergänzt. So erzielen die Männer bei der Verwendung aller anthropometri-

schen Daten als Regressoren einen mittleren F_1 -Score und mittleren MCC von 1,00. Im Allgemeinen ähneln sich die Ergebnisse zwischen den beiden Geschlechtern stark. Das bedeutet, dass bei der Klassifikation beider Geschlechter kein großer Unterschied besteht. Des Weiteren sind die anthropometrischen Maße bei den Frauen besser in die Körperhöhen separierbarer als die Maße der Männer. So erzielt das Modell bei der anthropometrischen Schulterhöhe der Männer einen mittleren F_1 -Score von 0,99 und einen mittleren MCC von 0,99 (Richter, 2021). Bei der anthropometrischen Außenbeinlänge erreicht das Modell für die Männer einen mittleren F_1 -Score von 0,95 und einen mittleren MCC von 0,91 (Richter, 2021). Das Modell, welches alle anthropometrischen Maße außer der Körperhöhe verwendet, schneidet bei Frauen und Männern gleich gut ab. Anhand der Beinlänge im Rig können die Frauen besser klassifiziert werden. Das Modelle erzielt für die Werte der Männer einen mittleren F_1 -Score von 0,94 sowohl für die Front-Rigs als auch für die 3D-Rigs (Richter, 2021). Der mittlere MCC beträgt für das Modell der Front-Rigs 0,88 und für das Modell der 3D-Rigs 0,89 (Richter, 2021). Im Gegensatz dazu sind bei den Männern lediglich die Modelle zur Schulterhöhe der Rigs sowie bei der Verwendung aller Rig-Daten besser. So können mit allen Rig-Distanzen der Männer perfekte Klassifikationen durchgeführt werden. Im Bezug auf die Schulterhöhe der Rigs erzielen die Modelle für die Front-Rigs sowie für die 3D-Rigs einen mittleren F_1 -Score von 0,94 (Richter, 2021). Der MCC für diese Modelle beträgt bei den Front-Rigs 0,88 und bei den 3D-Rigs 0,89 (Richter, 2021).

Bei den Ergebnissen der Männer wird deutlich, dass die 3D-Rigs besser abschneiden als die Front-Rigs. Im Rückblick auf Kapitel 4 ist das mit leichten Unterschied im Fehler zwischen Front- und 3D-Rigs zwischen Frauen und Männern zu erklären. Die 3D-Rigs der Männer scheinen besser beziehungsweise aussagekräftiger für die Separierbarkeit nach Körperhöhengruppen zu sein.

Zusammengefasst sei Folgendes festzuhalten: Die Separierbarkeit der Körperhöhen kann mittels k-NN und logistischer Regression nachgewiesen werden, sowohl in den Rig-Daten als auch in den anthropometrischen Daten. Die Körperhöhengruppen F_{163} und F_{173} sowie die Gruppen M_{175} und M_{185} lassen sich dabei gut und in einigen Fällen auch perfekt klassifizieren. Die Manhattan-Distanz scheint sich hingegen nicht besonders gut zu eignen.

Tabelle 5.14: Vergleich der mittleren F_1 -Scores und der mittleren MCCs der logistischen Regressionsmodell zwischen Frauen und Männer

In der Tabelle sind die mittleren Evaluationsmaße für die logistischen Regressionen der Männer aus Richter, 2021 aufgeführt. Dabei werden diese den Ergebnissen der Frauen gegenübergestellt. Die besseren Evaluationsmaße sind blau hervorgehoben. Die Ergebnisse der Regression ähneln sich zwischen Frauen und Männern stark.

Merkmals	Daten/Regressoren	mittleres Evaluationsmaß	Frauen	Männer
Schulterhöhe	anthropo.	F_1 -Score	1,00	0,99
		MCC	1,00	0,99
	Front-Rig	F_1 -Score	0,96	0,98
		MCC	0,92	0,96
	3D-Rig	F_1 -Score	0,97	0,98
		MCC	0,96	0,97
Außen-/Beinlänge	anthropo.	F_1 -Score	0,98	0,95
		MCC	0,96	0,91
	Front-Rig	F_1 -Score	0,96	0,94
		MCC	0,91	0,88
	3D-Rig	F_1 -Score	0,99	0,94
		MCC	0,98	0,89
alle Daten	anthropo.	F_1 -Score	1,00	1,00
		MCC	1,00	1,00
	anthropo., außer Schulterhöhe	F_1 -Score	0,97	0,95
		MCC	0,94	0,91
	Front-Rig	F_1 -Score	1,00	1,00
		MCC	0,99	1,00
	3D-Rig	F_1 -Score	0,98	1,00
		MCC	0,97	1,00

6 Gruppierung der Individuen in Körperverhältnisklassen

Neben der Körperhöhe ist es für die Personenidentifikation genauso wichtig, weitere Merkmale zur Gruppierung von Personen zu identifizieren. Ein weiteres mögliches Merkmal sollen dabei die Körperverhältnisklassen bilden. Diese spiegeln die Größe des Ober-/Unterkörperverhältnisses einer Person wieder. Im Verlauf des Kapitel wird beschrieben, wie die Klassen bestimmt werden. Der Fokus der Gruppierung liegt vorerst auf den Frauendaten, da diese das Hauptaugenmerk der Arbeit bilden.

6.1 Körperverhältnisklassen in den anthropometrischen Daten

Um die Körperverhältnisklasse eines Individuums zu bestimmen, wird das Körperverhältnis beziehungsweise das Verhältnis von Oberkörper zu Unterkörper benötigt. Das Verhältnis wird mit folgender Formel berechnet:

$$\text{Körperverhältnis} = \frac{\text{Länge des Oberkörpers}}{\text{Länge des Unterkörpers}} \quad (6.1)$$

Die Länge des Unterkörpers ist mit der Taillenhöhe gleich zusetzen. Die Oberkörperlänge wird über die Differenz von Schulterhöhe und Taillenhöhe ermittelt. Die beiden Längen werden mit den anthropometrischen Maßen für jede der 170 Frauen ermittelt und anschließend in das oben aufgeführte Verhältnis gesetzt. Der Median der so bestimmten Verhältnissen liegt bei 0,329 und der Durchschnitt bei 0,331. Die Standardabweichung der Körperverhältnisse beträgt 0,021. Da der Median und der Durchschnitt sehr nah bei einander liegen, kann von einer Normalverteilung der Körperverhältnisse ausgegangen werden. Um die Normalverteilung der Verhältnisse zu bestätigen, wird an diesen der Shapiro-Wilk-Test durchgeführt. Dieser überprüft, ob eine vorliegende Datenmenge normalverteilt ist (Shapiro und Wilk, 1965). Der Shapiro-Wilk-Test bestimmt für die Körperverhältnisse der Frauen eine Teststatistik $W = 0,99$. Das Ergebnis des Shapiro-Wilk-Testes kann auch als p-Wert angegeben werden. Dieser gibt an, zu wie viel Prozent eine Stichprobe real ist, wenn die Daten normalverteilt sein sollten. Für die Körperverhältnisse ergibt sich ein $p = 0,14$. Durch den erhaltenen p-Wert werden die Körperverhältnisse als normalverteilt angesehen, da der p-Wert größer als 0,05 ist (Berg, 2022). Dies beweist auch das Histogramm, welches in Abbildung 6.1 zusehen ist. Im Histogramm ist zu erkennen, dass sich der Großteil der Verhältnisse um den Median herum befinden. Des Weiteren ähnelt der Verlauf des Histogramms, dem einer Normalverteilung.

Da die Körperverhältnisse normalverteilt sind, können die Frauen nun in Klassen aufge-

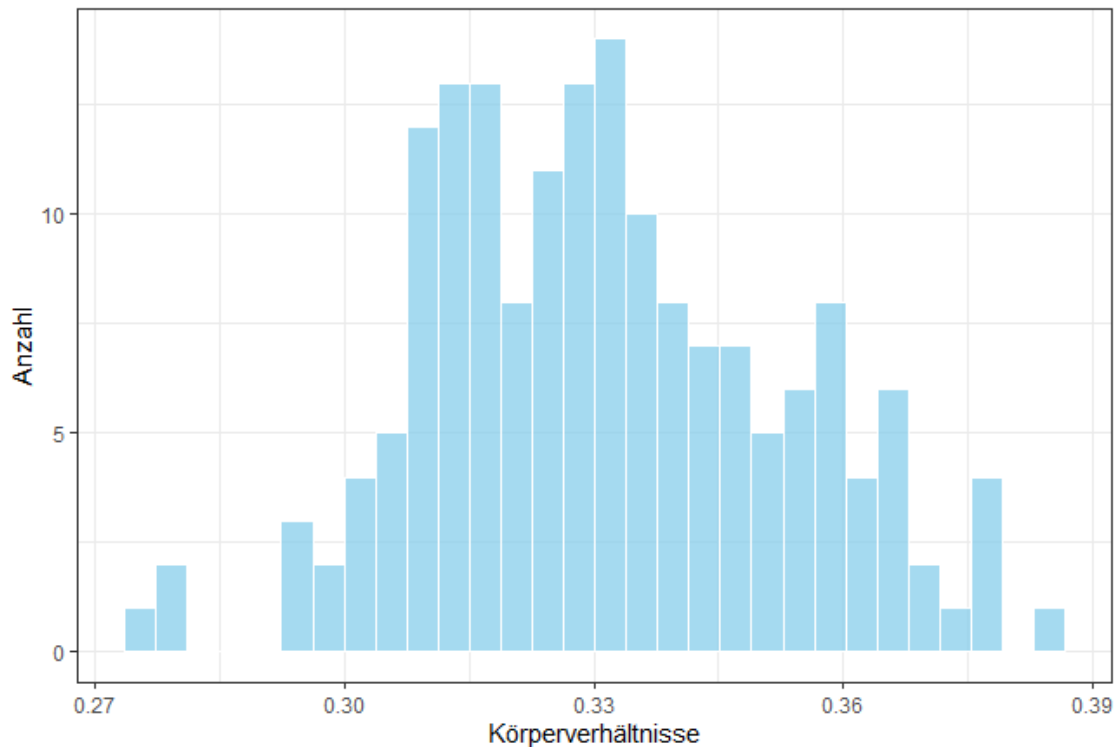


Abbildung 6.1: Histogramm der Körperverhältnisse der Frauen

Die Abbildung zeigt das Histogramm der Körperverhältnisse der Frauen. Anhand der Verteilung der Verhältnisse im Histogramm wird ersichtlich, dass die Körperverhältnisse der Frauen annähernd normalverteilt sind. Des Weiteren befindet sich der Großteil der Verhältnisse um den Median von 0,329 herum.

teilt werden. Dafür wird eine Aufteilung in drei Klassen gewählt. Anhand der Größe des Körperverhältnisses werden die Frauen in die Klassen K_{ou} , G_{ou} und Intermediär aufgetrennt. Dabei spiegeln die Individuen der Klassen K_{ou} und G_{ou} folgende Eigenschaften der Körperverhältnisse wieder:

$$K_{ou} = \text{Körperverhältnis} < \text{Durchschnitt} - \text{Standardabweichung} \quad (6.2)$$

$$G_{ou} = \text{Körperverhältnis} > \text{Durchschnitt} + \text{Standardabweichung} \quad (6.3)$$

Die Frauen der Klasse Intermediär bilden dabei alle Individuen ab, welche nach dem Körperverhältnis zwischen den beiden Gruppen liegen. Um eine klare Trennung der Klassen zu garantieren, beschränken sich weitere Untersuchungen nur auf die Klassen K_{ou} und G_{ou} , sprich die Individuen in der intermediären Klasse werden folgend nicht weiter berücksichtigt. Unter Ausschluss der Klasse Intermediär verbleiben im Gesamten noch 58 Individuen, was 34 % der Gesamtanzahl an Frauen im Datensatz entspricht. Von den 58 Individuen gehören 26 der Klasse K_{ou} und 32 der Gruppe G_{ou} an. Zwischen beiden Klassen besteht in ihrer Individuenanzahl ein Unterschied von 6 Individuen.

6.2 Körperverhältnisklassen in den *Pose Estimation*-Daten

Die Separierbarkeit der Klassen K_{ou} und G_{ou} , welche zuvor mithilfe der anthropometrischen Maße erzeugt wurden, soll nun mittels der *Pose Estimation*-Daten nachgewiesen werden. Dafür werden die beiden Klassen auf die Daten der Front- und 3D-Rigs übertragen. Um den Nachweis der Separierbarkeit zu erbringen, werden drei logistische Regressionsmodelle an den Daten der Front-Rigs und an denen der 3D-Rigs bestimmt. Dabei verwenden alle drei Modelle die Klassenzugehörigkeit zu K_{ou} oder G_{ou} als Zielvariable. Die ersten beiden Modelle nutzen die Körperverhältnisse in den Rigs als Regressoren. Die Körperverhältnisse bei den Rigs werden anhand der Distanz "Mitte der Hüfte_Hals" als Oberkörperlänge und der gemittelten Beinlänge als Unterkörperlänge bestimmt. Bei den gemittelten Beinlängen handelt es sich um jene, welche in Kapitel 5.3 bereits verwendet wurden. Das eine der beiden Modelle wird mittels Kreuzvalidierung evaluiert. Da sich die Datenmenge auf 58 Individuen verkleinert hat und die Klassen unterschiedlich groß sind, werden für diese Kreuzvalidierung 6 zufällige Individuen aus allen 58 gezogen. Die Kreuzvalidierung wird über 10 Runden durchgeführt. Das andere Modell hingegen wird an allen Individuen gleichzeitig trainiert und getestet. Dieser Ansatz dient dazu, die maximale Performanz des Modells mit diesen Daten einzuschätzen. Das dritte Modell beschäftigt sich mit einem Leave-One-Out der Rig-Daten. Bei einem Leave-One-Out wird ein Individuum als Testdata gewählt und mithilfe der verbleibenden Individuen das Modell trainiert. Dies wird für jedes der 58 Individuen durchgeführt und das Ergebnis in einer Konfusionsmatrix festgehalten (siehe Tabelle 3.1). Anhand der Matrix kann anschließend das Leave-One-Out evaluiert werden. Dabei verwenden die Modelle während des Leave-One-Outs die 24 Rig-Distanzen als Regressoren. In der Tabelle 6.1 sind die F_1 -Scores und MCCs der 10 Runden der Kreuzvalidierung des Modells mit den Front-Rig-Verhältnissen abgebildet. Dabei sind Evaluationsmaße in der 4. Runde auffällig. Der F_1 -Score in dieser Runde kann nicht als Zahl ausgedrückt werden, was dafür spricht, dass nur eine Klasse in den Testdaten vorhanden war. Dies folgt der Tatsache, dass beide Klassen eine unterschiedlich große Anzahl von Individuen besitzen. Anhand der Tabelle wird zudem ersichtlich, dass mit den Körperverhältnissen im Front-Rig die anthropometrischen Körperverhältnisse einigermaßen wiedergegeben können. Die Tabelle 6.2 zeigt die mittleren F_1 -Scores und mittleren MCCs zu

Tabelle 6.1: F_1 -Score und MCC aus den 10 Runden der Kreuzvalidierung, für die logistische Regression mittels der Körperverhältnisse der Front-Rigs

Die Tabelle zeigt die 10 Runden der Kreuzvalidierung des logistischen Regressionsmodells zu den Körperverhältnissen der Front-Rigs. Durch die ungleich großen Klassen kommt es in der 4. Runde zu keinem F_1 -Score, da nur Individuen einer Klasse gewählt wurden.

Runde	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
F_1 -Score	0,50	0,86	0,67	NaN	0,86	0,8	0,86	0,57	0,86	0,67
MCC	0,45	0,71	0,63	-0,45	0,71	0,71	0,71	0,00	0,71	0,58

den beiden Regressionsmodellen mit den Körperverhältnissen in den Rigs, sowie die Spannweiten der Evaluationsmaße. Da in einzelnen Runden F_1 -Scores nicht als Zahl ausgedrückt werden kann, werden diese nicht bei der Berechnung des mittleren F_1 -Scores berücksichtigt. Wie in der Tabelle zu sehen ist, schneidet das Modell mit den 3D-Rig-Körperverhältnisse schlechter ab als das mit den 2D-Rig-Körperverhältnisse. Dies spricht für eine mögliche Verzerrung in den 3D-Rigs, wie im Kapitel 4 angedeutet wird. Durch die diese Verzerrung lassen sich die Körperverhältnisklassen nicht gut abbilden.

Tabelle 6.2: mittlere F_1 -Scores und mittlere MCCs für die Regressionsmodelle zu den Körperverhältnissen in den Rigs; samt Spannweiten

Die Tabelle zeigt die mittleren F_1 -Scores und die mittleren MCCs der Regressionsmodelle, welche die Körperverhältnisse in den Rigs als Regressoren verwenden. Dabei zeigen die beiden Modelle eine mögliche Trennung der beiden Klassen anhand der Körperverhältnisse in den Rigs. Für eine bessere Aussagekraft werden F_1 -Scores mit "NaN" für den mittleren F_1 -Score nicht berücksichtigt.

	Front-Rig	3D-Rig
F_1 -Score	0,74	0,68
Spannweite F_1 -Score	0,36	0,30
MCC	0,47	0,39
Spannweite MCC	1,15	1,02

Von Interesse ist es nun, zu welcher maximalen Performanz die Rig-Körperverhältnisse in einem Regressionsmodell führen können. Dafür wird das zweite Modell bestimmt, wie zuvor beschrieben. Werden alle Daten als Trainingsdaten sowie als Testdaten verwendet, erzielt das Modell für die Körperverhältnisse der Front-Rigs einen F_1 -Score von 0,70 und einen MCC von 0,45. Das Modell für die 3D-Rig-Verhältnisse erreicht einen F_1 -Score von 0,68 und einen MCC von 0,41. Damit schneidet das Modell schlechter ab als wenn die Front-Rig-Verhältnisse als Regressor verwendet werden. Wie sich zeigt, liegen die maximalen Performanzen der beiden Modelle im akzeptablen Bereich. Demnach ist es möglich die Separierbarkeit der Körperverhältnisklassen über die Körperverhältnisse der Rigs nachzuweisen.

Abschließend soll die Separierbarkeit der Körperverhältnisklassen über die 24 Rig-Distanzen nachgewiesen werden. Dazu wird das dritte Regressionsmodell, das zuvor beschrieben Leave-One-Out, bestimmt. Das Leave-One-Out erzielt für die Front-Rig-Distanzen einen F_1 -Score von 0,85 und einen MCC von 0,72. Während der Durchführung des Leave-One-Out weist das Modell für alle 58 Individuen eine lineare Trennbarkeit der Trainingsdaten auf. Weshalb es dennoch zu Falschklassifikation kommt, ist nicht bekannt. Das Modell mit den 3D-Rig-Distanzen erreicht ein F_1 -Score von 0,57 und einen MCC von 0,20. Dies liegt aber auch im Bereich der Erwartung nach den vorherigen Ergebnissen und der Berücksichtigung der Verzerrung der 3D-Rigs. Die 24 Distanzen werden in beiden Modellen zusammen als Regressoren verwendet. Wenn

jedoch die Rig-Distanzen als einzelne Regressoren verwendet werden, kann mit den Front-Rig-Daten keine lineare Trennbarkeit mehr erreicht werden. Das heißt, dass für die lineare Trennbarkeit keine einzelnen Rig-Distanzen verantwortlich sind.

Zusammengefasst kann gesagt werden, dass sich die anthropometrischen Daten in getrennte Körperverhältnisklassen einteilen lassen. Die Separierbarkeit der Klassen kann anschließend mit den Daten der Rigs nachgewiesen werden. Demnach ist es möglich, die Individuen des Datensatzes anhand anderer Merkmale als der Körperhöhe zu gruppieren und dies mit logistischer Regression zu bestätigen.

7 Ausblick

Wie in Kapitel 4 ersichtlich wird, besteht zwischen den Front-Rigs und den 3D-Rigs einer Person ein Unterschied. Dieser Unterschied konnte nicht als allgemeiner Fehler beziehungsweise Fehlerverhältnis zwischen den Distanzen als auch zwischen den Individuen zusammengefasst werden. Zukünftig sollte versucht werden, den Unterschied zwischen den Dimensionalitäten zu verallgemeinern oder zu minimieren. Dazu ist es wichtig die eigentlichen Fehlerquellen zu identifizieren und auch zu verkleinern. Dafür wäre es von großer Bedeutung den Erstellungsprozess der 3D-Rigs zu optimieren.

Mittels der gegebenen Daten konnte die gegebene Separierbarkeit nach Körperhöhengruppen mit verschiedenen Lernverfahren zufriedenstellend nachgewiesen werden. Dies erfolgte mittels der Lernverfahren k-NN und logistische Regression. Dabei schnitten beide Verfahren ähnlich gut bei den Kreuzvalidierungen ab. Zukünftig sollte untersucht werden, welches sich unter genauerer Betrachtung besser für die Lösung der Problemstellung eignet und dieses dann optimieren. Des Weiteren konnten nur in einigen Fällen eine lineare Trennung nachgewiesen werden. Dafür sollte der Datensatz auf zwei Arten erweitert werden. Zum Einen sollte die Anzahl der Individuen im Datensatz und in den Körperhöhengruppen erhöht werden. Zum Anderen sollte weitere Körperhöhen als die im Datensatz gegebenen zur Betrachtung herangezogen werden. Zusätzlich sollten auch die Klassengrenzen besser definiert und die Daten der Individuen daran angepasst werden.

Neben den Lernverfahren wurde die Manhattan-Distanz auf eine mögliche Separierung der Daten untersucht. Jedoch konnte mit dieser keine exakte lineare Trennung der Gruppen erzielt werden. Deshalb sollten für die Anwendung eines Unähnlichkeitsmaßes die Klassen und Daten optimiert werden, dass eine lineare Separierbarkeit gegeben werden kann.

Abschließend wurde das Körperverhältnis der Frauen untersucht, um als mögliches Merkmal zur Separierung der Individuen zu fungieren. Anhand der anthropometrischen Maße konnten zwei Klassen ausgemacht und die Separierbarkeit mit den Daten der Rigs bestätigt werden. Daran anschließend sollten die Körperverhältnisklassen weiter untersucht werden. Deswegen sollte es von Bedeutung sein, die Klassen auch für die Männer zu bestimmen und zu untersuchen. Des Weiteren sollte ebenfalls noch nach weiteren Merkmalen gesucht werden, die Individuen zu gruppieren, um ein möglichst großes Spektrum an Merkmalen aufweisen zu können. Dies wäre besonders für die Identifizierung von Personen mittels der Rigs wichtig.

8 Zusammenfassung

Die Personenidentifizierung auf Überwachungsaufnahmen spielt für die Kriminalistik eine enorme Rolle. In dieser Arbeit soll deshalb die Separierbarkeit eines gegebenen Datensatzes in verschiedene Körperhöhengruppen nachgewiesen werden. Dafür stehen im Datensatz anthropometrische Maße und *Pose Estimation*-Daten von jeweils 170 Frauen und 170 Männer zur Verfügung. Da die *Pose Estimation*-Daten sich in Front-Rigs (2D-Rigs) und 3D-Rigs aufteilen, wird als erste Untersuchung die Vergleichbarkeit der beiden Dimensionen näher betrachtet. Dafür wird ein Fehler zwischen den Rigs der beiden Dimensionen bestimmt. Der bestehende Fehler kann jedoch nicht verallgemeinert werden, weshalb die Fehler in ein Fehlerverhältnis gesetzt werden. Jedoch lassen sich die Fehlerverhältnisse ebenfalls nicht in ein allgemeines Verhältnis zusammenfassen.

Als Hauptkern dieser Arbeit soll die Separierbarkeit der Daten nach Körperhöhen nachgewiesen werden. Dabei wird zu Beginn der Nachweis über die Manhattan-Distanz als Unähnlichkeitsmaß versucht zu erbringen. Jedoch scheint die Manhattan-Distanz keine exakte lineare Trennung zu zulassen, da einige Individuen nach der Manhattan-Distanz stark an den Klassengrenzen zu liegen scheinen. Daran anschließend erfolgt der Nachweis mittels eines k-NNs. Das k-NN liefert für die Körperhöhengruppen gute Ergebnisse und in einigen Fällen sogar eine lineare Trennung der Daten. Zusätzlich zum k-NN wird ebenfalls die logistische Regression als Lernverfahren betrachtet. Anhand verschiedener Regressionsmodelle kann die Separierbarkeit gut nachgewiesen. Zudem kann in einigen Fällen auch die lineare Trennbarkeit der Daten nachgestellt werden. Zusammenfassend kann die Separierbarkeit mittels Lernverfahren gut nachgewiesen werden. Jedoch wäre eine perfekte Separierbarkeit für die Personenidentifikation von Vorteil. Abschließend wird in der Arbeit nach weiteren Merkmal für die Separierung der Daten gesucht. Dafür wird das Körperverhältnis näher betrachtet. Dieses spiegelt das Verhältnis von Oberkörper zu Unterkörper wieder. Mithilfe diese Verhältnisses können in den anthropometrischen Daten verschiedenen Gruppen beziehungsweise Klassen ausgemacht werden. Anhand der Rig-Daten lässt sich die Trennbarkeit der beiden Klassen nachweisen. Trotz linearer Separierbarkeit in den Modellen kommt es jedoch zu einzelnen Falschklassifizierungen.

Anhang A: Tabellen

Tabelle A.1: Mittlere Fehler und Standardabweichungen der 24 Distanzen zwischen den Front- und den 3D-Rigs bei den Frauen

In der Tabelle sind die mittleren Fehler sowie die Standardabweichungen für jede der 24 Distanzen für die Frauen dargestellt. Der Fehlerwert beschreibt dabei den Längenunterschied in Pixel, wie viel ein Front-Rig von einem 3D-Rig im Mittel abweicht.

Distanz	mittlerer Fehler	Standardabweichung
linkes Ohr_linkes Auge	2,497	1,712
rechtes Auge_rechtes Ohr	2,220	1,556
rechtes Auge_Nase	2,491	1,732
linkes Auge_Nase	2,732	1,727
Hals_Nase	2,325	2,125
linke Schulter_Hals	0,911	0,752
rechte Schulter_Hals	1,693	1,086
linke Schulter_linker Ellenbogen	1,304	1,1
rechte Schulter_rechter Ellenbogen	1,409	1,095
linker Ellenbogen_linkes Handgelenk	1,681	1,393
rechter Ellenbogen_rechtes Handgelenk	2,050	1,693
Mitte der Hüfte_Hals	1,545	1,404
Mitte der Hüfte_linker Hüftpunkt	0,929	0,696
Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt	0,853	0,67
linker Hüftpunkt_linkes Knie	1,717	1,464
rechter Hüftpunkt_rechtes Knie	1,689	1,518
linkes Knie_linker Knöchel	2,073	1,551
rechtes Knie_rechter Knöchel	2,269	1,886
linker Knöchel_linker Haken	2,252	1,505
rechter Knöchel_rechter Hacken	2,292	1,722
linker Knöchel_linker großer Zeh	7,005	3,003
rechter Knöchel_rechter großer Zeh	3,507	2,328
linker großer Zeh_linker kleiner Zeh	2,692	1,69
rechter großer Zeh_rechter kleiner Zeh	2,225	1,39

Tabelle A.2: Mittlere Fehler und Standardabweichungen der 24 Distanzen zwischen den Front- und den 3D-Rigs bei den Männern

In der Tabelle sind die mittleren Fehler sowie die Standardabweichungen für jede der 24 Distanzen für die Männer dargestellt. Der Fehlerwert beschreibt dabei den Längenunterschied in Pixel, wie viel ein Front-Rig von einem 3D-Rig im Mittel abweicht.

Distanz	mittlerer Fehler	Standardabweichung
linkes Ohr_linkes Auge	2,322	1,607
rechtes Auge_rechtes Ohr	2,248	1,674
rechtes Auge_Nase	2,232	1,523
linkes Auge_Nase	2,741	2,02
Hals_Nase	1,534	1,298
linke Schulter_Hals	1,113	0,967
rechte Schulter_Hals	1,256	1,032
linke Schulter_linker Ellenbogen	1,404	1,165
rechte Schulter_rechter Ellenbogen	1,376	1,035
linker Ellenbogen_linkes Handgelenk	1,512	1,402
rechter Ellenbogen_rechtes Handgelenk	1,748	1,297
Mitte der Hüfte_Hals	1,954	1,499
Mitte der Hüfte_linker Hüftpunkt	1,268	1,003
Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt	0,776	0,682
linker Hüftpunkt_linkes Knie	2,283	1,801
rechter Hüftpunkt_rechtes Knie	1,97	1,52
linkes Knie_linker Knöchel	2,681	2,154
rechtes Knie_rechter Knöchel	3,059	2,481
linker Knöchel_linker Haken	2,309	1,613
rechter Knöchel_rechter Hacken	2,046	1,589
linker Knöchel_linker großer Zeh	6,069	3,028
rechter Knöchel_rechter großer Zeh	2,755	2,07
linker großer Zeh_linker kleiner Zeh	2,651	1,683
rechter großer Zeh_rechter kleiner Zeh	2,282	1,346

Tabelle A.3: Mittlere prozentuale Fehlerverhältnisse der 24 Distanzen in Bezug auf "Mitte der Hüfte_Hals" bei den Frauen

In der Tabelle sind die prozentualen Fehlerverhältnisse der durchschnittlichen Fehler einer Distanz (siehe Tabelle A.1) in Bezug auf den Fehler der "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz abgebildet. Als Kontrolle wird die "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz ebenfalls mit aufgeführt.

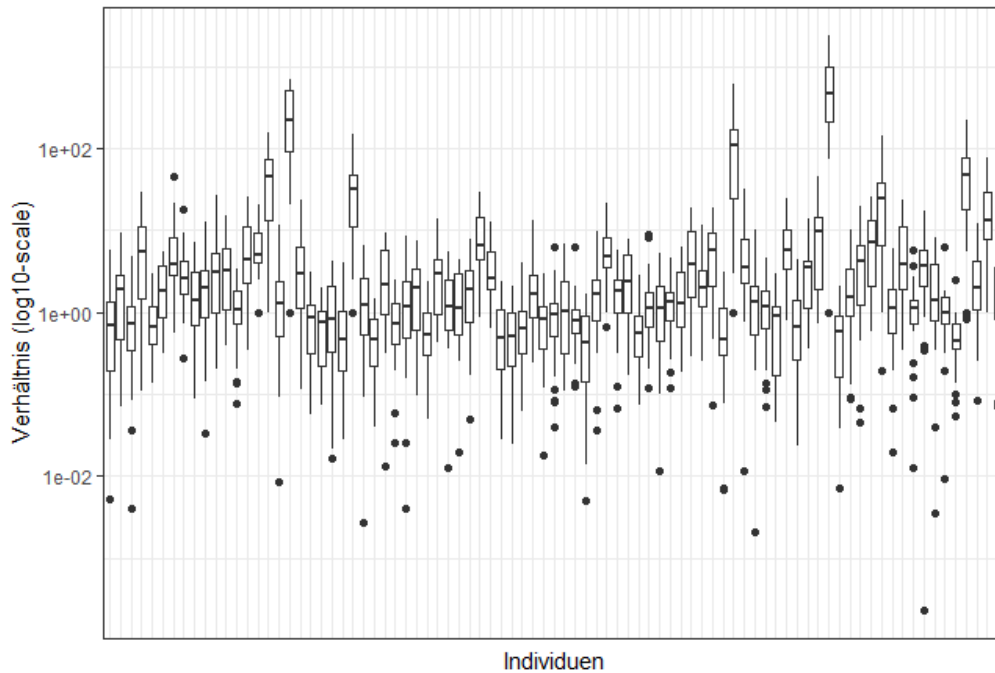
Distanz	Fehlerverhältnis in %
linkes Ohr_linkes Auge	161,62
rechtes Auge_rechtes Ohr	143,71
rechtes Auge_Nase	161,22
linkes Auge_Nase	176,82
Hals_Nase	150,47
linke Schulter_Hals	58,97
rechte Schulter_Hals	109,59
linke Schulter_linker Ellenbogen	84,42
rechte Schulter_rechter Ellenbogen	91,23
linker Ellenbogen_linkes Handgelenk	108,83
rechter Ellenbogen_rechtes Handgelenk	132,68
Mitte der Hüfte_Hals	100,00
Mitte der Hüfte_linker Hüftpunkt	60,12
Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt	55,19
linker Hüftpunkt_linkes Knie	111,12
rechter Hüftpunkt_rechte Knie	109,31
linkes Knie_linker Knöchel	134,17
rechtes Knie_rechtes Knöchel	146,85
linker Knöchel_linker Haken	145,79
rechter Knöchel_rechter Hacken	148,35
linker Knöchel_linker großer Zeh	453,41
rechter Hacken_rechter großer Zeh	226,98
linker großer Zeh_linker kleiner Zeh	174,26
rechter großer Zeh_rechter kleiner Zeh	144,04

Tabelle A.4: Mittlere prozentuale Fehlerverhältnisse der 24 Distanzen in Bezug auf "Mitte der Hüfte_Hals" bei den Männern

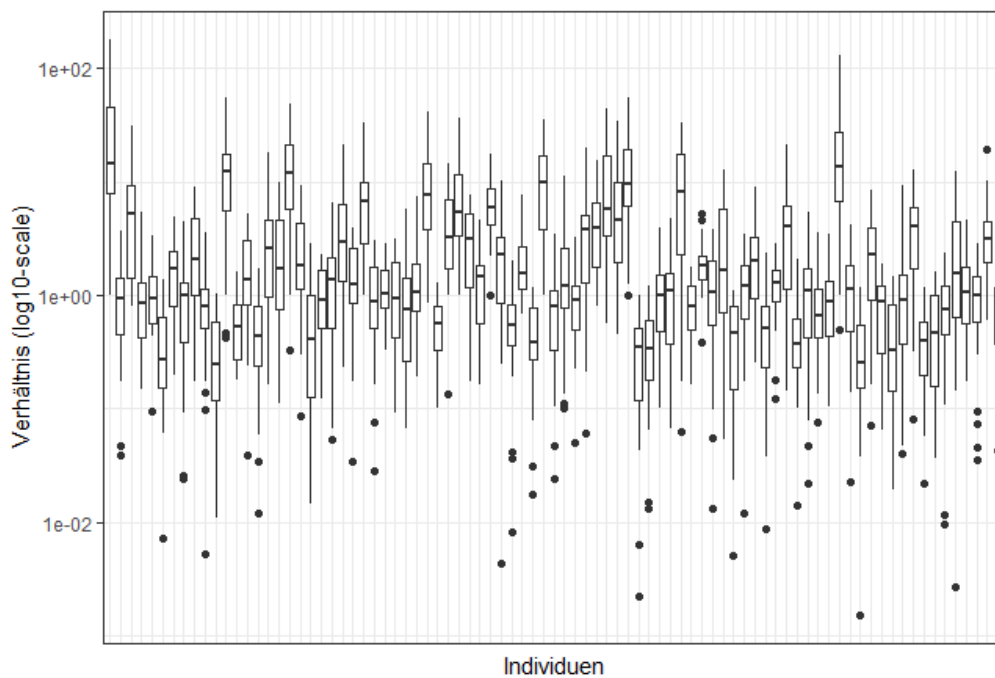
In der Tabelle sind die prozentualen Fehlerverhältnisse der durchschnittlichen Fehler einer Distanz (siehe Tabelle A.2) in Bezug auf den Fehler der "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz abgebildet. Als Kontrolle wird die "Mitte der Hüfte_Hals"-Distanz ebenfalls mit aufgeführt.

Distanz	Fehlerverhältnis in %
linkes Ohr_linkes Auge	118,86
rechtes Auge_rechtes Ohr	115,08
rechtes Auge_Nase	114,26
linkes Auge_Nase	140,31
Hals_Nase	78,52
linke Schulter_Hals	56,96
rechte Schulter_Hals	64,31
linke Schulter_linker Ellenbogen	71,89
rechte Schulter_rechter Ellenbogen	70,45
linker Ellenbogen_linkes Handgelenk	77,39
rechter Ellenbogen_rechtes Handgelenk	89,46
Mitte der Hüfte_Hals	100,00
Mitte der Hüfte_linker Hüftpunkt	64,9
Mitte der Hüfte_rechter Hüftpunkt	39,71
linker Hüftpunkt_linkes Knie	116,86
rechter Hüftpunkt_rechte Knie	100,83
linkes Knie_linker Knöchel	137,27
rechtes Knie_rechtes Knöchel	156,56
linker Knöchel_linker Haken	118,18
rechter Knöchel_rechter Hacken	104,72
linker Knöchel_linker großer Zeh	310,66
rechter Hacken_rechter großer Zeh	141,02
linker großer Zeh_linker kleiner Zeh	135,7
rechter großer Zeh_rechter kleiner Zeh	116,79

Anhang B: Abbildungen



(a) Verteilungen für die 85 Frauen der Gruppe F_{163}



(b) Verteilungen für die 85 Frauen der Gruppe F_{173}

Abbildung B.1: Verteilung der Fehlerverhältnisse der Frauen innerhalb der Individuen. Beide Teilabbildungen zeigen die Fehlerverhältnisse für die 170 Frauen. Zur besseren Anschaulichkeit werden die beiden Körperhöhengruppen getrennt betrachtet. Es ist zwischen den Individuen keine Konsistenz in den Verhältnissen erkennbar.

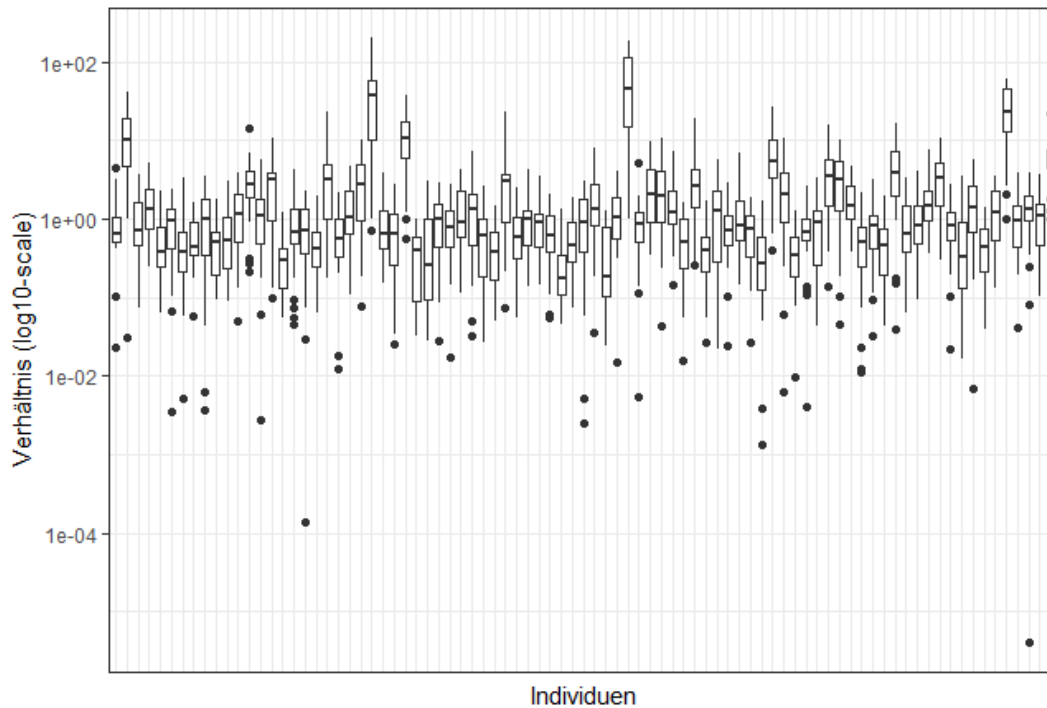
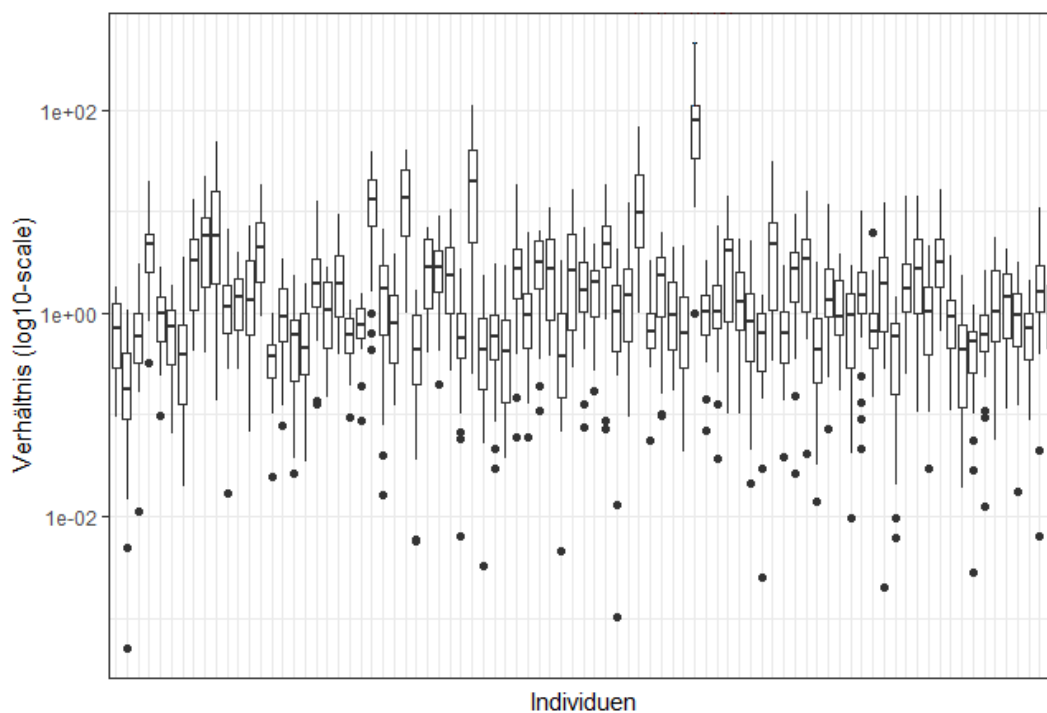
(a) Verteilungen für die 85 Männer der Gruppe M_{175} (b) Verteilungen für die 85 Männer der Gruppe M_{185}

Abbildung B.2: Verteilung der Fehlerverhältnisse der Männer innerhalb der Individuen. Beide Teilabbildungen zeigen die Fehlerverhältnisse für die 170 Männer. Zur besseren Anschaulichkeit werden die beiden Körperhöhengruppen getrennt betrachtet. Es ist zwischen den Individuen keine Konsistenz in den Verhältnissen erkennbar.

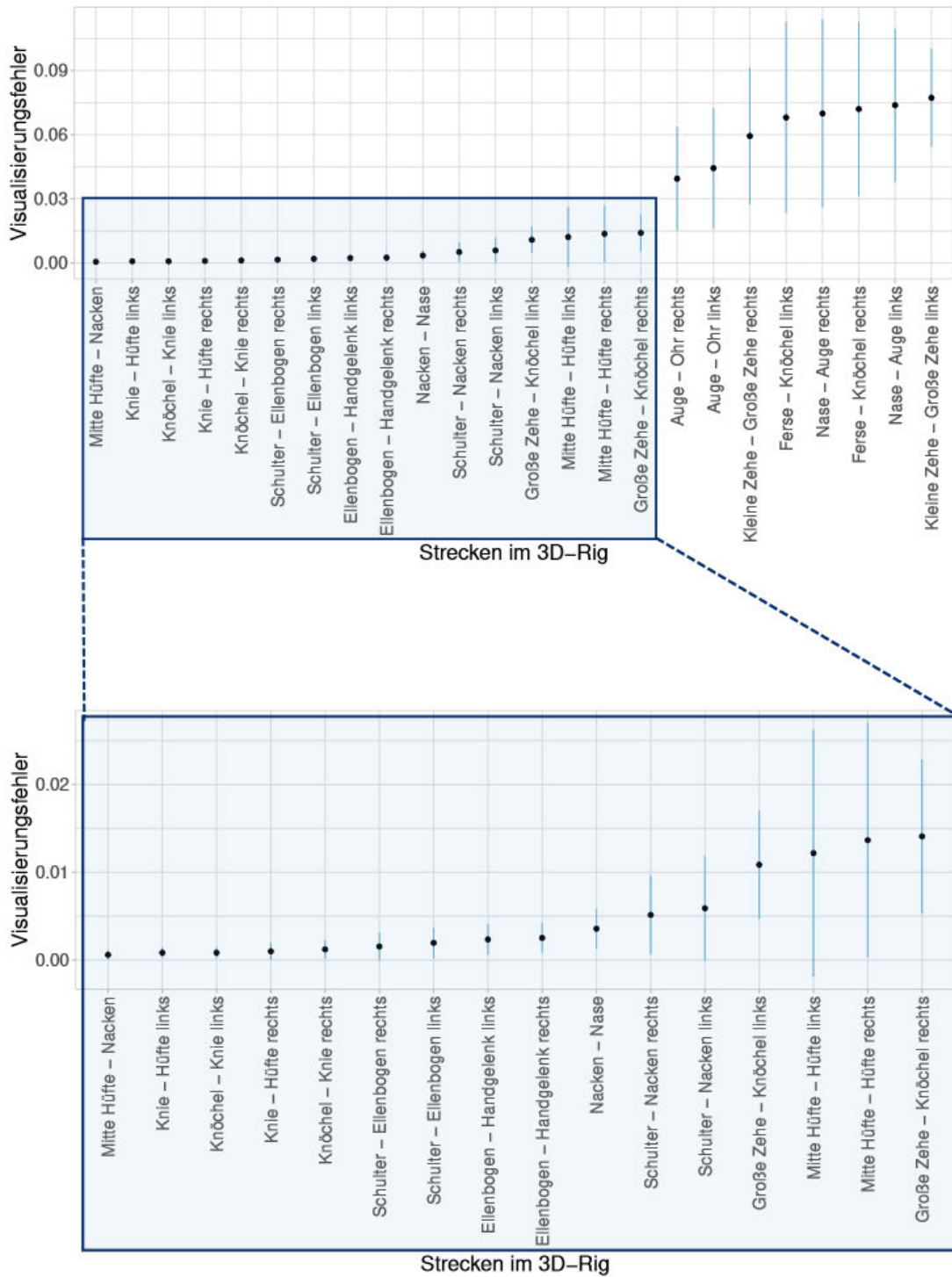


Abbildung B.4: mittlerer Projektionsfehler sowie Standardabweichung der 3D-Rigs der Männer Die Abbildung zeigt den mittleren Projektionsfehler (hier Visualisierungsfehler) sowie die Standardabweichung der 24 Distanzen in Bezug auf die Dimensionsreduktion bei der Erstellung der 3D-Rigs der Männer. Im unteren Teil der Abbildung sind die Distanzen mit den geringeren Projektionsfehler näher dargestellt.

Bildquelle: Richter, 2021

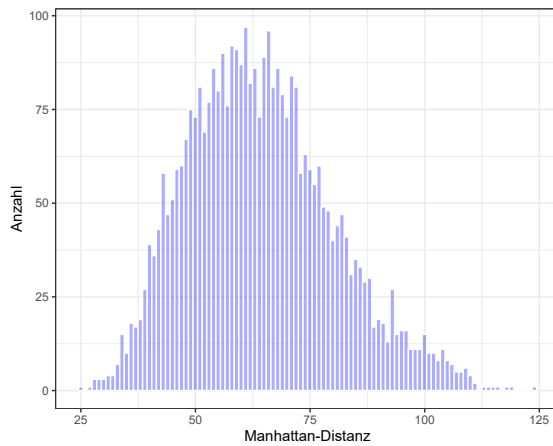
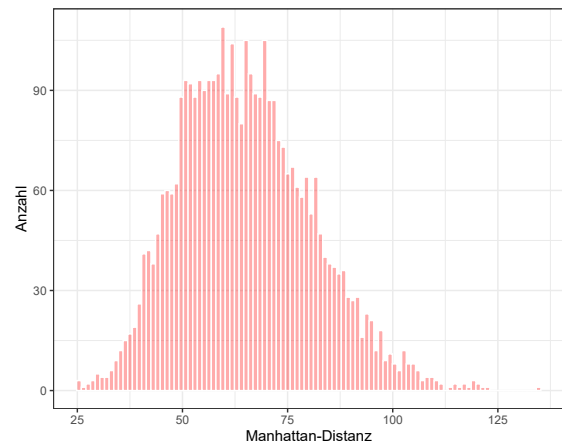
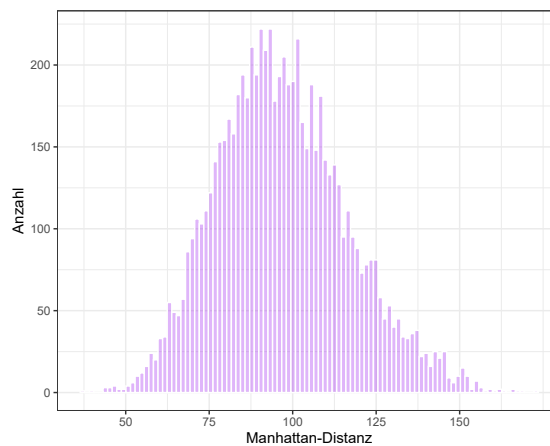
(a) Histogramm zu F_{163} vs. F_{163} (b) Histogramm zu F_{173} vs. F_{173} (c) Histogramm zu F_{163} vs. F_{173}

Abbildung B.5: Histogramme der Matrizen mit der Manhattan-Distanzen der Vergleiche der Frauen-3D-Rigs

In der Abbildung sind Histogramme der Vergleiche der Frauen-3D-Rigs mittels der Manhattan-Distanz zusehen. Der Verlauf des Histogramme beschreibt eine nach unten geöffnete Parabel. Werden die Histogramme miteinander verglichen, so kann kein Unterschied zwischen den Verteilungen der Manhattan-Distanzen in den Vergleichen festgestellt werden.

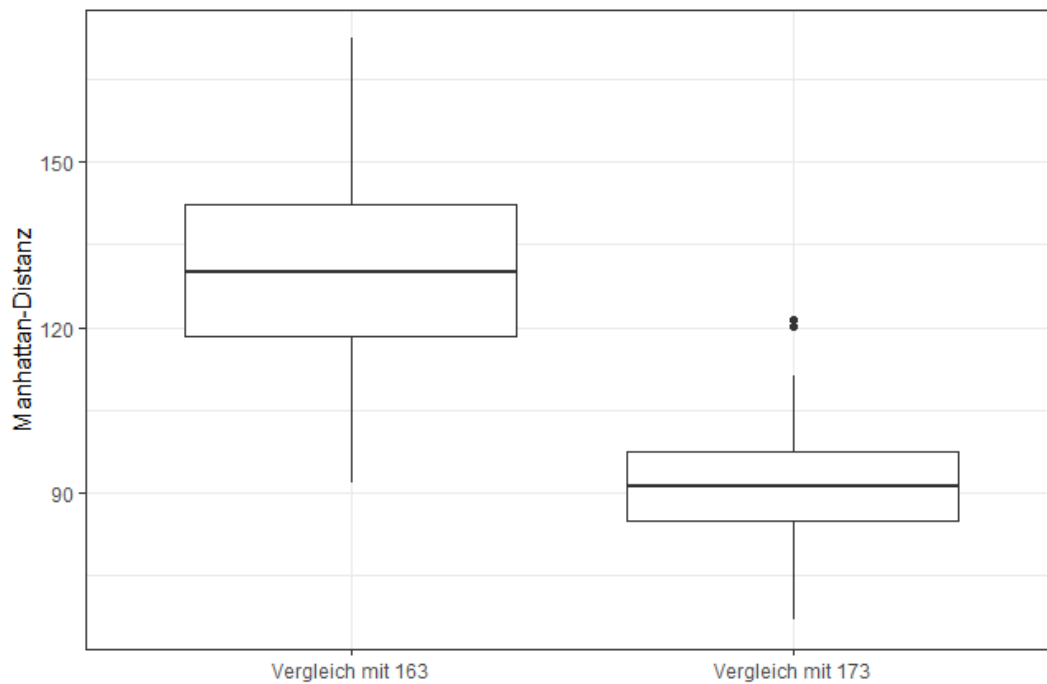
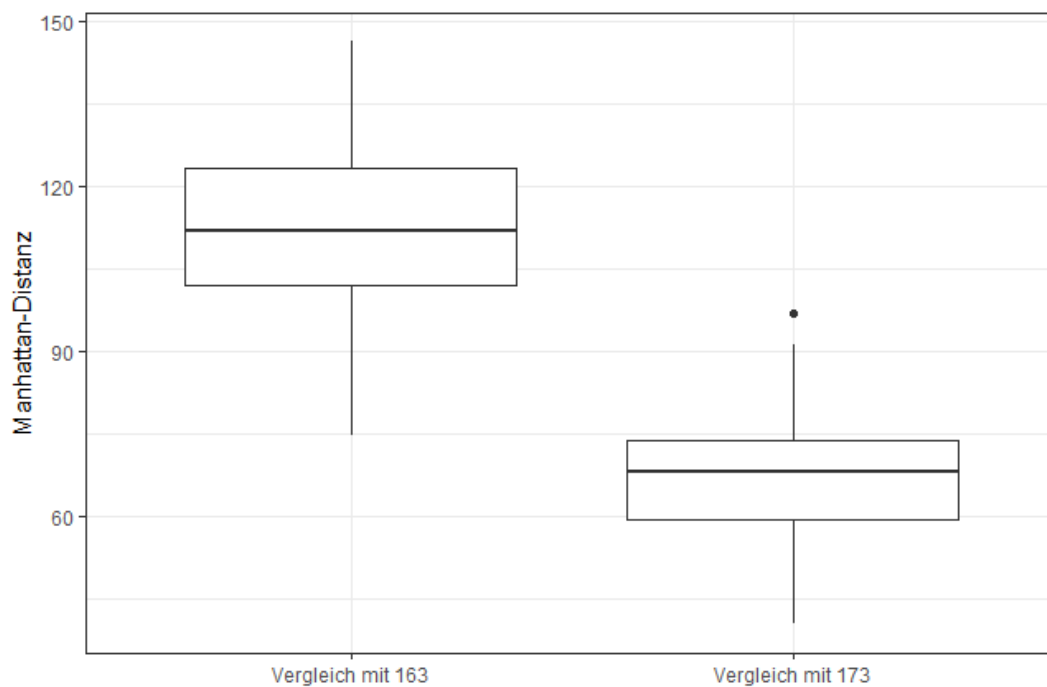
(a) Vergleich der ersten Frau aus F_{173} mit beiden Gruppen(b) Vergleich der zweiten Frau aus F_{173} mit beiden Gruppen

Abbildung B.6: Vergleich der Manhattan-Distanzen der ersten beiden Frauen aus der Gruppe F_{173} mit den beiden Gruppen

Die Abbildungen zeigen die Verteilungen der Manhattan-Distanz der ersten (a) und der zweiten (b) Frau der Gruppe F_{173} im Vergleich zu den Gruppen F_{163} und F_{173} . Anhand der Mediane ist erkennbar, dass beide Individuen zu F_{173} , der richtigen Gruppe, zugeordnet werden können.

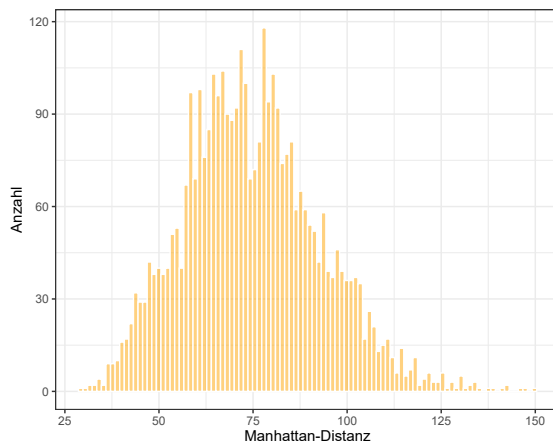
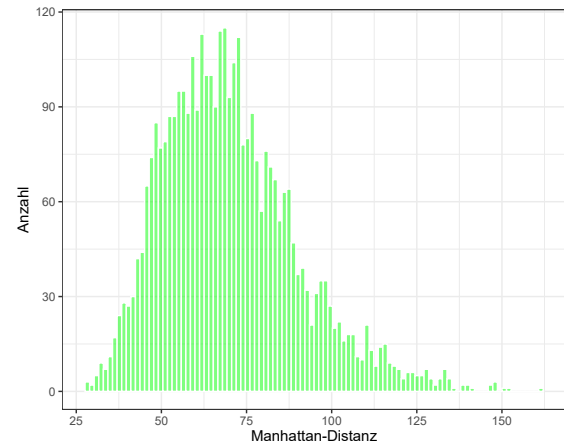
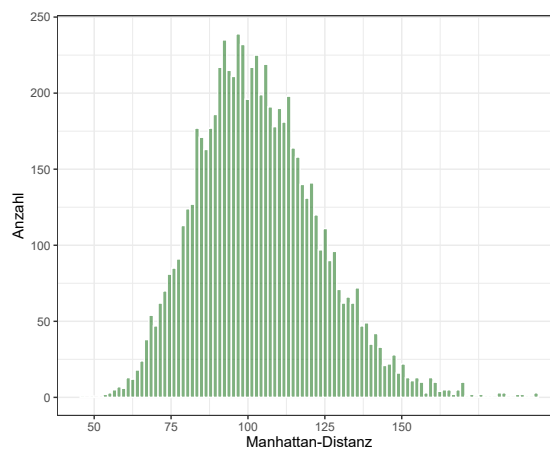
(a) Histogramm zu F_{175} vs. F_{175} (b) Histogramm zu F_{185} vs. F_{185} (c) Histogramm zu F_{175} vs. F_{185}

Abbildung B.7: Histogramme der Matrizen mit der Manhattan-Distanzen der Vergleiche der Männer-3D-Rigs

In der Abbildung sind Histogramme der Vergleiche der Männer-3D-Rigs mittels der Manhattan-Distanz zusehen. Durch den Vergleich der Histogrammverläufe, welche eine nach unten geöffnete Parabel beschreiben, kann kein direkter Unterschied zwischen den Verteilung festgestellt werden.

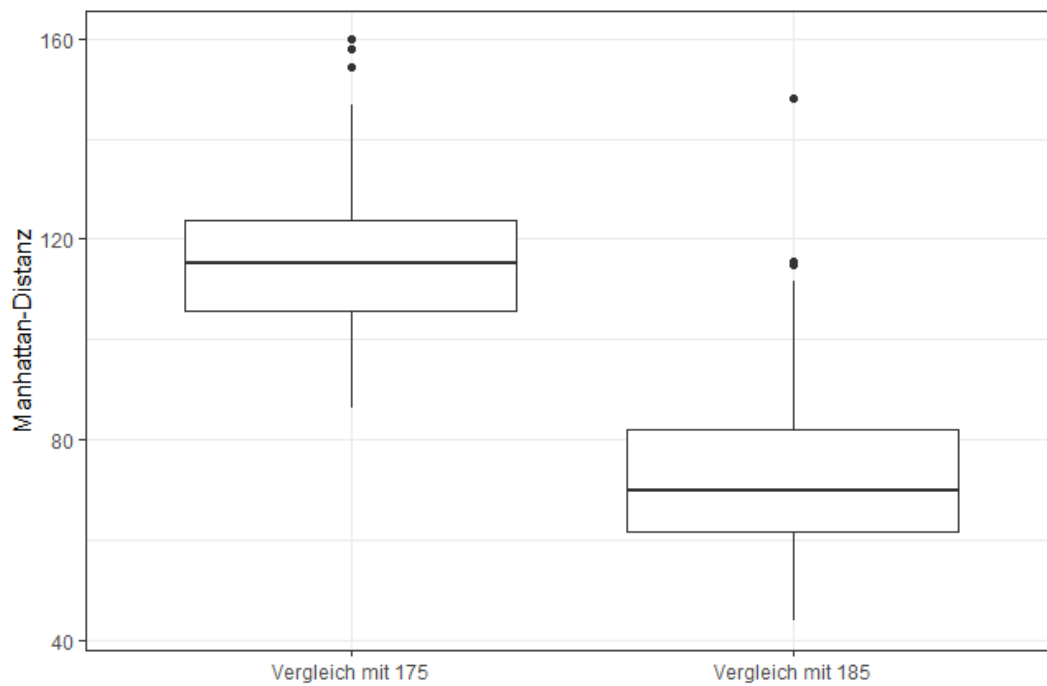
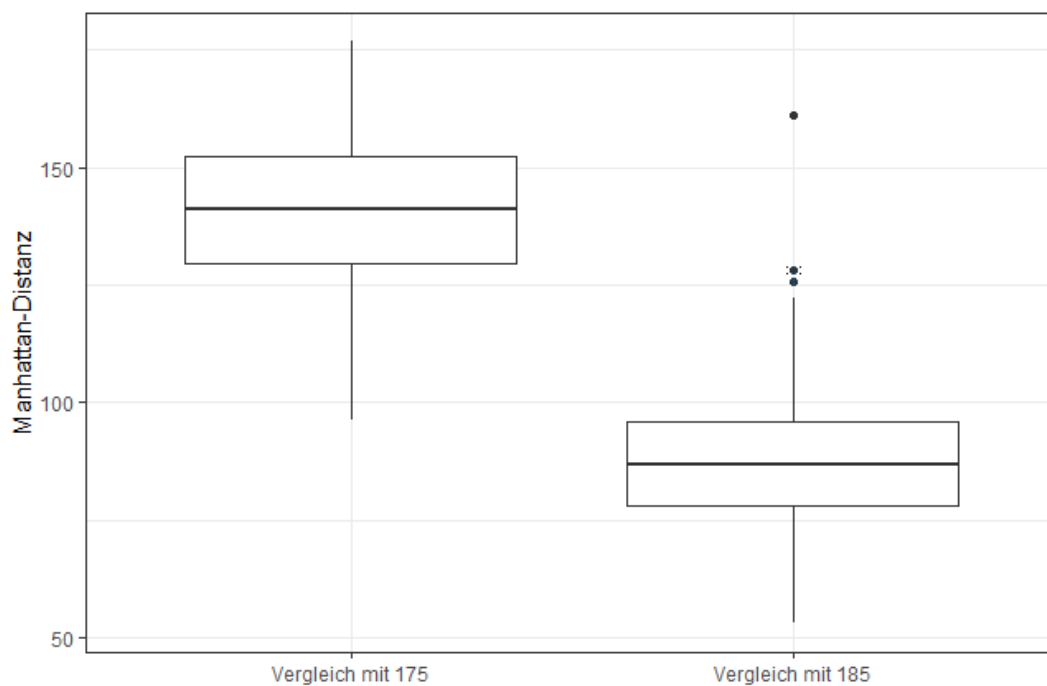
(a) Vergleich des ersten Mannes aus M_{185} mit beiden Gruppen(b) Vergleich des zweiten Mannes aus M_{185} mit beiden Gruppen

Abbildung B.8: Vergleich der Manhattan-Distanzen der ersten beiden Frauen aus der Gruppe M_{185} mit den beiden Gruppen

Die Abbildungen zeigen die Verteilungen der Manhattan-Distanz des ersten (a) und des zweiten (b) Mannes der Gruppe M_{185} im Vergleich zu den Gruppen M_{175} und M_{185} . Anhand der Mediane ist erkennbar, dass beide Individuen zu M_{185} , der richtigen Gruppe, zugeordnet werden können.

Literaturverzeichnis

- Badiye, A, P Kathane und K Krishan (2021) *Forensic Gait Analysis*. StatPearls Publishing, Treasure Island (FL).
- Cao, Z, G Hidalgo, T Simon, SE Wei und Y Sheikh (2021) OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 43(1):172–186.
- Chicco, D und G Jurman (2020) The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics* 5.
- Geuss, H, R Krist und A Seidl (1925) *RAMSIS - ein System zur Erhebung und Vermessung dreidimensionaler Körperhaltungen von Menschen zur ergonomischen Auslegung von Bedien- und Sitzplätzen im Auto*. FAT. München.
- Hastie, T, R Tibshirani und J Friedman (2009) *The Elements of Statistical Learning - Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition*. Springer-Verlag. New York. ISBN: 978-0-387-84857-0.
- ISO/TC 133 (1989) ISO 8559:1989(en) - Garment construction and anthropometric surveys — Body dimensions.
- ISO/TC 159/SC 3 (2017) ISO 7250-1:2017(en) - Basic human body measurements for technological design — Part 1: Body measurement definitions and landmarks.
- Kalisch, M und L Meier (2021). Das logistische Regressionsmodell. In: *Logistische Regression: Eine anwendungsorientierte Einführung mit R*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 13–29. ISBN: 978-3-658-34225-8. DOI: [10.1007/978-3-658-34225-8_3](https://doi.org/10.1007/978-3-658-34225-8_3). URL: https://doi.org/10.1007/978-3-658-34225-8_3.
- Labudde, D und M Spanger (2017) *Forensik in der digitalen Welt Moderne Methoden der forensischen Fallarbeit in der digitalen und digitalisierten realen Welt*. ISBN: 9783662538012.
- Martin, R (1925) *Handbuch der Sozialen Hygiene und Gesundheitsfürsorge*. Springer-Verlag. Berlin Heidelberg.
- Refaeilzadeh, P, L Tang und H Liu (2009) Cross-validation. *Encyclopedia of database systems* 5:532–538.
- Richter, SU (2021) Herleitung eines statistischen Modells zur Beschreibung von Korrelationen in anthropometrischen Maßen und Pose Estimations.
- Shapiro, SS und MB Wilk (1965) An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples). *Biometrika* 52(3/4):591–611.
- Sigal, L (2021). Human pose estimation. In: *Computer Vision: A Reference Guide*. Springer, 573–592.
- Supakkul, K (2017) Using Positional Heel-marker Data to More Accurately Calculate Stride Length for Treadmill Walking: A Step Length Approach. *arXiv: Quantitative Methods*.

Onlinequellen

Berg, RG van den. (2022) *SPSS Shapiro-Wilk Test – Quick Tutorial with Example*.

URL: <https://www.spss-tutorials.com/spss-shapiro-wilk-test-for-normality/> (aufgerufen am 08.08.2022).

Bundeskriminalamt. (2022) *Erkennungsdienst*. URL: [https://www.bka.de/DE/UnsereAufgaben/Ermittlungsunterstuetzung/Erkennungsdienst/erkennungsdienst_](https://www.bka.de/DE/UnsereAufgaben/Ermittlungsunterstuetzung/Erkennungsdienst/erkennungsdienst_node.html)

[node.html](https://www.bka.de/DE/UnsereAufgaben/Ermittlungsunterstuetzung/Erkennungsdienst/erkennungsdienst_node.html) (aufgerufen am 13.07.2022).

Laudon, M. (2013) *Zuverlässigkeit eines Fingerabdrucks als Beweismittel*. URL: [https://www.strafakte.de/forensik/zuverlaessigkeit-fingerabdruck-beweis-](https://www.strafakte.de/forensik/zuverlaessigkeit-fingerabdruck-beweis-im-strafverfahren/)

[im-strafverfahren/](https://www.strafakte.de/forensik/zuverlaessigkeit-fingerabdruck-beweis-im-strafverfahren/) (aufgerufen am 13.07.2022).

Petty, J. (2022) *What is 3D Rigging For Animation & Character Design?* URL: <https://conceptartempire.com/what-is-rigging/>

[/](https://conceptartempire.com/what-is-rigging/) (aufgerufen am 15.07.2022).

Glossar

Minutien Feinere beziehungsweise kleiner Merkmale innerhalb des Fingerabdrucks.

Musculus deltoideus Schultermuskel der den Humerus (Oberarmknochen) zur Körpermitte hin umhüllt.

Sozialhygiene Bereich der Medizin, welcher sich mit dem Gesundheitszustand von Menschen in Bezug auf seine Umwelt befasst.

Speiche Unterarmknochen, welcher auch als Radius bezeichnet wird. Die Speiche befindet sich auf der Daumenseite des Unterarms.

Symphyse Verbindung von zwei Knochen durch Faserknorpel.

Template Vorlage für ein Objekt, oft als Vergleichsgrundlage.

Erklärung

Hiermit erkläre ich, dass ich diese Arbeit selbstständig verfasst, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt und die Arbeit noch nicht anderweitig für Prüfungszwecke vorgelegt habe.

Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht.



Mittweida, 15. August 2022