

# Moderne Methoden der Datenanalyse

---

## Multivariate Analyse: Higgs Challenge

---

Lukas Fritz	1686473
Fabian Leven	1638446
Ali Deniz Özdemir	1724032
Lena Salfenmoser	1723697
Johannes Heizmann	1725035

14. Juli 2016

## **Inhaltsverzeichnis**

# 1 Introduction

[?]

## 2 Auswahl einer geeigneten Untermenge an Variablen

### 2.1 Vorgehen

Um eine geeignete Untermenge an Variablen für die multivariate Analyse zu finden, haben wir die Relevanz der Variablen, die je nach verwendetem Trainingsalgorithmus (Likelihood, Fisher, BDT, MLP) unterschiedlich ausfallen kann, evaluiert. Hierzu haben wir verschiedene Verfahren angewandt, die im Folgenden beschrieben werden.

Im Zuge der Ausführung der Trainingsalgorithmen des vorgegebenen TMVA-Templates wird von diesem für jede Klassifizierungsmethode eine Rangliste bzgl. der Wichtigkeit der einzelnen Variablen erstellt. Um die Tauglichkeit dieser Rangliste zu überprüfen, betrachteten wir die Trainingsalgorithmen separat und trainierten den Likelihood-, Fisher-, sowie den BDT-Algorithmus jeweils insgesamt 30 mal, wobei entsprechend der vom TMVA-Template ausgegebenen Reihenfolge jeweils eine Variable entfernt wurde (beginnend mit der irrelevantesten). Bei jedem dieser insgesamt 90 Trainings wurde der ausgegebene AMS-Wert für das entsprechende Variablen-Subset protokolliert. Die Entwicklung der AMS-Werte mit abnehmender Variablenzahl sind in Abbildung ?? gezeigt. Es ist deutlich zu erkennen, dass der Likelihood-Algorithmus einen ähnlichen Verlauf wie der Fisher-Algorithmus aufweist. Dies lässt sich dadurch erklären, dass es sich hierbei um ähnliche Algorithmen handelt. Eine sinnvolle Untermenge an Variablen lässt sich demnach mithilfe des Maximums des AMS-Verlaufs bestimmen.

Da das Training des neuronalen Netzwerks mit Abstand die meiste Zeit benötigt, wurde hier ein anderes Verfahren angewandt: Es wurden 30 Trainingsläufe mit je einer entfernten Variablen durchgeführt und die Variablen entsprechend des jeweils erreichten AMS-Werts sortiert. Anschließend führten wir das zuvor beschriebene Verfahren gemäß dieses Rankings durch und erhielten den in Abbildung ?? gezeigten Verlauf der AMS-Werte.

Dieses Verfahren stellte den Startpunkt für eine tiefergehende Analyse der Relevanz der einzelnen Variablen dar: Für jede Methode wurde das Training 30 mal mit jeweils einer aus dem Parameterset entfernten Variable durchgeführt, wobei die irrelevanteste Variable (höchster AMS-Wert) ermittelt wurde. Diese wurde aus dem Variablen-Set entfernt und das Training 29 mal durchgeführt, wobei jeweils eine der übrigen Variablen entfernt wurde. Je nach erzielttem AMS-Wert wurde das Parameter-Subset wiederum um den unwichtigsten Parameter reduziert usw. Da dieses Vorgehen aufgrund der langen Trainingszeit des neuronalen Netzwerks hierfür nicht durchzuführen war, beschränkten wir uns hierbei auf die übrigen drei Verfahren. Insgesamt wurde zur Erstellung der entsprechenden Rankings das Training  $3 \cdot 465 = 1395$  mal durchgeführt. Der Verlauf des AMS-Werts in Abhängigkeit der Anzahl verwendeter Parameter ist Abbildung ?? zu entnehmen. Da die AMS-Werte höher liegen als bei dem zuvor beschriebenen Verfahren, ist diese Rangliste als aussagekräftiger zu erachten.

## 2.2 Auswertung

Die Ergebnisse für den Verlauf der AMS-Werte bzgl. der verschiedenen Ranglisten sind in Abbildung ?? gezeigt. Ein senkrechter Strich markiert jeweils das Maximum, anhand dessen die Auswahl des geeigneten Variablen-Subsets festgelegt wurde: Alle Variablen, die zu diesem Zeitpunkt noch Teil des Trainingsprozesses waren, sind Teil des für die weitere Auswertung der Daten gewählten Parameter-Sets. Welche Variablen dies für die jeweiligen Trainings-Algorithmen sind, ist Tabelle ?? zu entnehmen. An oberster Stelle in der Tabelle stehen dabei die für die Analyse wichtigsten Parameter. Ein waagrechter Strich zeigt die Begrenzung des Variablen-Subsets an.

Eine deutliche Verbesserung des AMS-Werts durch eine Verkleinerung der Variablenanzahl zeigt sich lediglich bei der Likelihood-Methode (siehe Abbildung ??). Da allerdings hiermit auch eine Reduzierung der Trainingszeit einhergeht, was vor allem beim neuronalen Netzwerk aufgrund seiner langen Algorithmenlaufzeit vorteilhaft ist.

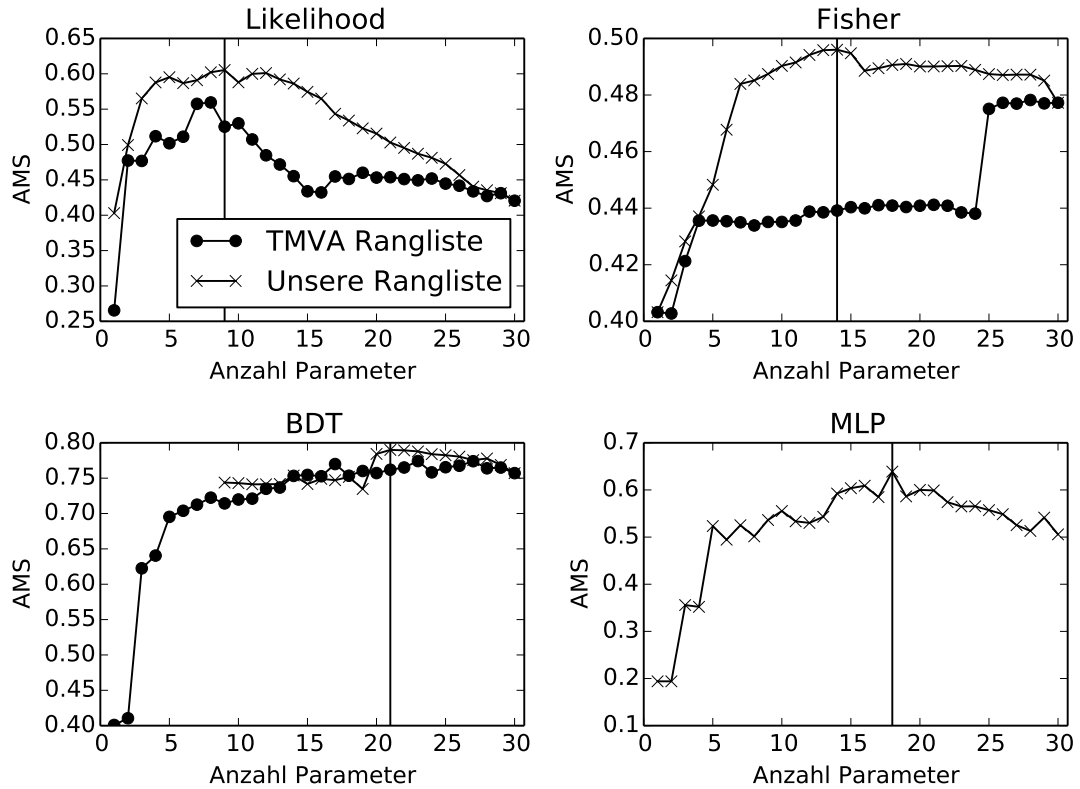


Abbildung 1: AMS über der Anzahl der Variablen.

Tabelle 1: Rangliste der Variablen bzgl. ihrer Relevanz für die Analyse. Die Wichtigkeit der Parameter nimmt von oben nach unten ab. Für jede Methode ist durch einen waagrechten Strich die durch das Maximum des AMS-Verlaufs gegebene Abgrenzung einer geeigneten Auswahl an Variablen gekennzeichnet. Bei der BDT-Methode wurde unter den besten acht Parametern kein Ranking vorgenommen.

Likelihood	Fisher	BDT	MLP
d_mass_transverse_met_lep	d_mass_transverse_met_lep	-	p_jet_num
d_mass_vis	d_pt_ratio_lep_tau	-	d_deltaeta_jet_jet
p_tau_pt	p_lep_pt	-	d_mass_MMC
d_deltar_tau_lep	d_mass_vis	-	p_jet_leading_pt
d_pt_ratio_lep_tau	d_deltar_tau_lep	-	d_mass_transverse_met_l
p_met	d_pt_h	-	p_jet_leading_eta
p_lep_pt	p_tau_pt	-	d_mass_jet_jet
p_lep_eta	d_mass_jet_jet	-	p_jet_leading_phi
d_mass_MMC	p_met	d_mass_MMC	d_pt_h
—			
p_jet_leading_phi	d_prodetta_jet_jet	d_lep_eta_centrality	d_mass_vis
d_met_phi_centrality	p_jet_subleading_pt	p_jet_subleading_phi	p_jet_subleading_phi
p_tau_phi	p_lep_phi	p_tau_pt	d_prodetta_jet_jet
p_met_phi	d_mass_MMC	d_mass_vis	p_jet_subleading_pt
p_tau_eta	d_deltaeta_jet_jet	p_tau_phi	p_tau_pt
—			
p_jet_subleading_pt	d_lep_eta_centrality	p_met_sumet	p_met_phi
d_pt_tot	p_jet_leading_phi	p_lep_pt	p_jet_all_pt
p_jet_subleading_eta	p_jet_leading_eta	p_lep_phi	p_met_sumet
d_prodetta_jet_jet	d_sum_pt	p_jet_subleading_pt	p_tau_eta
—			
p_jet_subleading_phi	p_jet_subleading_eta	p_jet_subleading_eta	p_met
p_met_sumet	p_tau_phi	d_pt_tot	d_met_phi_centrality
d_deltaeta_jet_jet	p_met_phi	p_jet_subleading_eta	d_pt_ratio_lep_tau
—			
d_mass_jet_jet	p_jet_leading_pt	p_jet_subleading_phi	p_tau_phi
d_lep_eta_centrality	p_tau_eta	p_jet_subleading_pt	p_jet_subleading_eta
p_lep_phi	p_met_sumet	d_pt_h	p_lep_phi
p_jet_num	p_jet_num	p_met	d_pt_tot
d_pt_h	d_pt_tot	d_prodetta_jet_jet	p_lep_eta
d_sum_pt	p_lep_eta	p_lep_pt	d_sum_pt
p_jet_leading_pt	p_jet_subleading_phi	d_pt_tot	d_lep_eta_centrality
p_jet_all_pt	p_jet_all_pt	p_met_phi	p_lep_pt
p_jet_leading_eta	d_met_phi_centrality	p_lep_phi	d_deltar_tau_lep

### 3 Transformation der Eingabevariablen

#### 3.1 Vorgehen

Gemäß der Aufgabenstellung in der Template-Datei, experimentierten wir mit den Transformationen „Decorrelate“ (D), „Gauß“ (G), und „Normalise“ (N). Um heraus zu finden, ob sie einen Einfluss auf das Ergebnis haben, wendeten wir sie in allen Kombinationen und Reihenfolgen auf den Input an und evaluierten den AMS-Wert.

#### 3.2 Auswertung

Die Ergebnisse sind in Abbildung ?? gezeigt. Man sieht, dass es für die Fischer-Methode Sinn macht, die Daten zu dekorrelieren und zu Normalisieren. Die Reihenfolge hat keine Auswirkungen. Bei der BDT-Methode verschlechtern die Transformationen das Ergebnis. Außerdem gab es bei dieser Methode bei manchen Transformationen einen Programmfehler, den wir nicht weiter untersucht haben. In Abbildung ?? sind nur die erfolgreichen Abläufe der BDT-Methode gelistet und deshalb weniger als bei der Fischer-Methode.

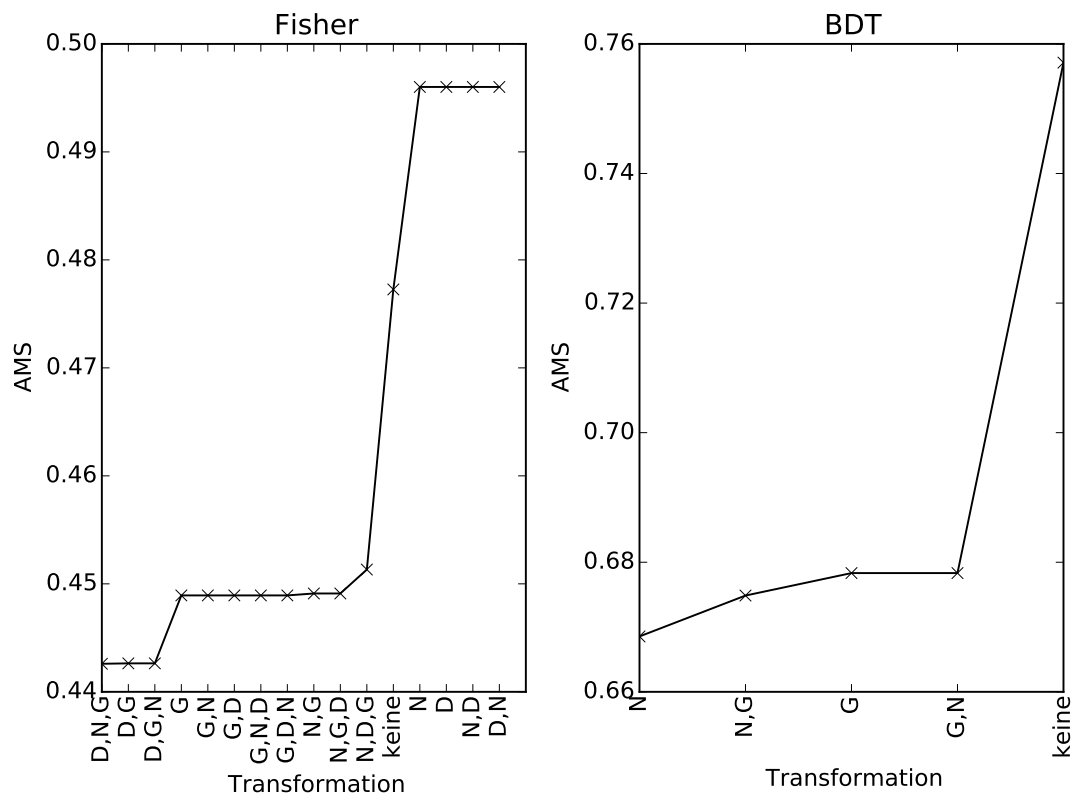


Abbildung 2: AMS über Transformation der Eingabevariablen.

## **4 Optimierung der Parameter des Fisher-Algorithmus**

lorem ipsum dolores

## **5 Getting familiar with the project**

### **5.1 Correlation of Variables**

- determination of differences in correlations of signal and background
- removal of non relevant variables

### **5.2 Choosing a Classifier**

## **6 improvement approach/Methodik**

### **6.1 Improving the Classifier**

### **6.2 Choosing the right cut**

## **7 Conclusion**