Kausale Effektschätzung - Propensity Score Methods I

Aufgaben

Der Datensatz training_dat.RData enthält simulierte Daten welche sich an die Studie von Pohl et al. (2009) anlehnen (Achtung: Effekte können abweichen). Für eine Englisch-Trainingsgruppe (group == 1) dient eine Mathe- Trainingsgruppe als Kontrollgruppe (group == 0). Die abhängige Variable ist das Ergebnis eines Englisch-Tests (eng_post).

1. Legen Sie zur Replizierbarkeit Ihrer Ergebnisse den Random Seed auf 12345 fest mit folgendem Befehl: set.seed(12345).

```
set.seed(12345)
```

2. Führen Sie mit matchit() ein Propensity Score Matching der Teilnehmer*innen durch. Nehmen Sie in Ihr Zuordnungsmodell das Geschlecht (sex), die Vorliebe für Mathe (matVL) und den Englisch-Vortest (eng_pre) mit einfachen additiven Effekten (keine Interaktionen) auf. Nutzen Sie als Matching-Prozedur den Nearest Neighbor Approach.

A matchit object

```
method: 1:1 nearest neighbor matching without replacement
distance: Propensity score

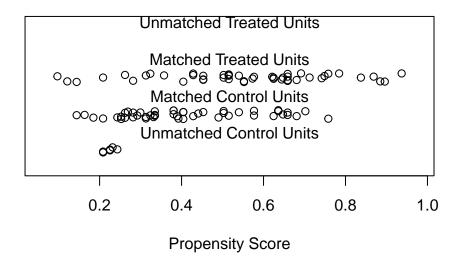
        estimated with logistic regression

number of obs.: 103 (original), 96 (matched)
target estimand: ATT
covariates: sex, matVL, eng_pre
```

3. Überprüfen Sie mit deskriptiven Statistiken und Plots, ob es Fälle gibt, die außerhalb der *Region of Common Support* liegen.

```
plot(m1, type = "jitter", interactive = FALSE)
```

Distribution of Propensity Scores



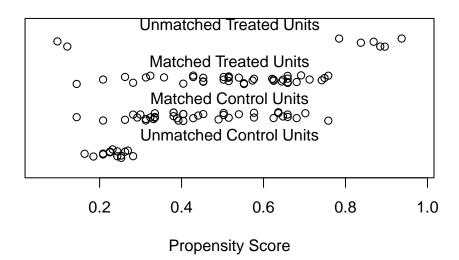
Ja, es gibt einige Personen in der Treatmentgruppe mit sehr hohem oder geringen PS, die außerhalb der region of common support liegen und gematcht wurden.

Ausschließen könnte man diese Personen wie folgt (war aber nicht gefordert):

m1b <- matchit(group ~ sex + matVL + eng_pre, data = dat,</pre>

set.seed(12345)

Distribution of Propensity Scores



4. Wie schätzen Sie die Balance der Gruppen auf den Kovariaten nach dem Matching ein? Achten Sie dabei besonders auf die Richtlinien für die standardisierten Mittelwertsunterschiede.

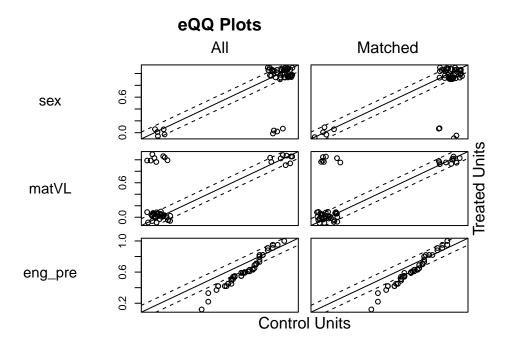
```
round(summary(m1, standardize = TRUE)$sum.matched,
digits = 3)
```

	Means	Treated	Means	Control	Std.	Mean Diff.	Var.	Ratio	eCDF Mean
${\tt distance}$		0.554		0.413		0.688		1.639	0.185
sex		0.812		0.896		-0.214		NA	0.083
\mathtt{matVL}		0.354		0.208		0.305		NA	0.146
eng_pre		0.606		0.689		-0.439		2.991	0.146
	eCDF 1	Max Std.	Pair 1	Dist.					
${\tt distance}$	0.3	396	(0.715					
sex	0.0	083	(0.641					
\mathtt{matVL}	0.3	146	(0.653					
eng_pre	0.3	375	(0.761					

Die standardisierten Mittelwertsdifferenzen sind auf dem PS und allen Kovariaten (bis auf sex mit -0.21) deutlich über den empfohlenen Absolut-Werten von 0.1 bzw 0.25.

```
plot(m1, type = "QQ")
```

B. Lugauer, J. Holtmann | Multivariate Statistik & Evaluation | SS 23



Die Verteilung von **eng_pre** scheint sich kaum verbessert zu haben durch das Matching. Die Balance auf den Kovariaten ist nicht zufriedenstellend.

5. Nehmen Sie in das Propensity-Score-Modell auch alle Zweifach-Interaktionen zwischen den Kovariaten auf. Kann mithilfe dieses komplexeren Modells eine bessere Balance zwischen den Gruppen hergestellt werden?

	Means	Treated	Means	Control	Std.	Mean	Diff.	Var.	Ratio
distance		0.596		0.387			0.906		1.712
sex		0.812		0.938		-	-0.320		NA
\mathtt{matVL}		0.354		0.208			0.305		NA
eng_pre		0.606		0.684		-	-0.410		3.480

Nein, keine deutliche Verbesserung. Bezüglich des PS eher schlimmer als vorher. Das Ausschließen (s. o.) wäre nützlicher für die Balance, allerdings hat man dann nur noch 40 Personen pro Gruppe.

B. Lugauer, J. Holtmann | Multivariate Statistik & Evaluation | SS 23