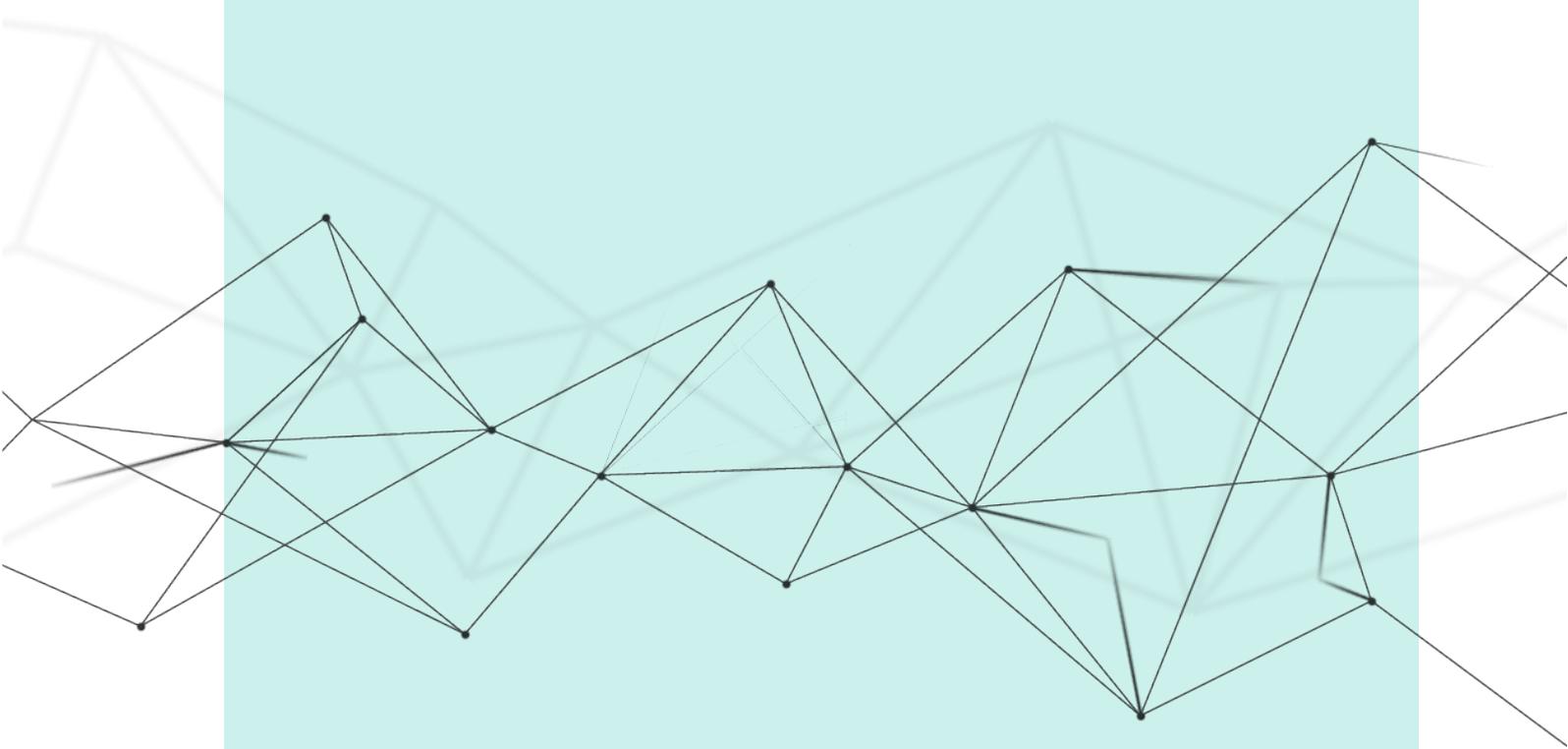




Arbeitsmarktstudie | Juni 2021

# Wirkungsevaluation der Stellenmeldepflicht II





Grundlagen für die  
Wirtschaftspolitik

In der Publikationsreihe «Grundlagen für die  
Wirtschaftspolitik» veröffentlicht das Staatssekretariat für  
Wirtschaft SECO Studien und Arbeitspapiere, welche  
wirtschaftspolitische Fragen im weiteren Sinne erörtern.

### **Herausgeber**

Staatssekretariat für Wirtschaft SECO  
Holzikofenweg 36, 3003 Bern  
Tel. +41 58 469 60 22  
[wp-sekretariat@seco.admin.ch](mailto:wp-sekretariat@seco.admin.ch)  
[www.seco.admin.ch](http://www.seco.admin.ch)

### **Online**

[www.seco.admin.ch/studien](http://www.seco.admin.ch/studien)

### **Autoren**

Prof. Dr. George Sheldon  
Forschungsstelle für Arbeitsmarkt- und  
Industrieökonomik (FAI),  
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät (WWZ),  
Universität Basel  
Peter Merian-Weg 6, 4002 Basel

Prof. Dr. Conny Wunsch  
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät (WWZ),  
Universität Basel  
Peter Merian-Weg 6, 4002 Basel

### **Zitierweise**

Sheldon George, Wunsch Conny (2021):  
«Wirkungsevaluation der Stellenmeldepflicht II».  
Grundlagen für die Wirtschaftspolitik Nr. 22.  
Staatssekretariat für Wirtschaft SECO, Bern.

### **Anmerkungen**

Studie im Auftrag des Staatssekretariats für  
Wirtschaft SECO.

Der vorliegende Text gibt die Auffassung der Autoren  
wieder. Diese muss nicht notwendigerweise mit  
derjenigen des Auftraggebers übereinstimmen.

---

# Wirkungsevaluation der Stellenmeldepflicht II

## Zusammenfassung

Am 16. Dezember 2016 hat das Parlament die Revision des Ausländer- und Integrationsgesetzes (AIG) angenommen. Der neue Artikel 21a im AIG legt die Ausführungsbestimmungen des Artikels 121a der Bundesverfassung (BV) fest, welche die Ausschöpfung des inländischen Arbeitskräftepotenzials zum Ziel haben. Konkret soll mit einer Stellenmeldepflicht (STMP) die Vermittlung von Stellensuchenden Personen in der Schweiz gefördert werden. Erzielt die STMP nicht die gewünschte Wirkung oder ergeben sich neue Probleme, so unterbreitet der Bundesrat gemäss Artikel 21a, Absatz 8 des AIG der Bundesversammlung nach Anhörung der Kantone und der Sozialpartner zusätzliche Massnahmen. Dieser gesetzliche Auftrag erfordert implizit eine empirische Evaluation der Wirkungen der STMP. In der Folge wurde die Forschungsstelle für Arbeitsmarkt- und Industrieökonomik (FAI) an der Universität Basel beauftragt, eine solche Evaluation durchzuführen.

Die STMP sieht vor, dass offene Stellen in Berufen mit einer Arbeitslosenquote von 8% (resp. 5% ab 2020), bei einem Regionalen Arbeitsvermittlungszentrum (RAV) gemeldet werden müssen. Die gemeldeten Stellen werden geprüft und erfasst und sind während fünf Arbeitstagen ausschliesslich für bei den RAV registrierte Stellensuchende zugänglich (Informationsvorsprung). In den ersten drei Arbeitstagen haben die RAVs den Arbeitgebern mitzuteilen, ob sich geeignete Kandidaten unter den registrierten Stellensuchenden finden.

Die STMP zielt auf die verstärkte Ausschöpfung des inländischen Arbeitskräftepotenzials. Die vermehrte Rekrutierung von Stellensuchenden im Inland könnte bedeuten, dass weniger Personal aus dem Ausland rekrutiert wird. Zentrales Ziel der vorliegenden Evaluation ist daher aufzuzeigen, wie sich die STMP auf die Arbeitslosigkeit und Zuwanderung von Arbeitskräften ausgewirkt hat.

Unsere Untersuchung bezieht sich auf die jeweils 18 Monate vor und nach dem Inkrafttreten der STMP im Juli 2018. Die Datenbasis besteht aus knapp einer Million individueller Arbeitslosigkeitsepisoden, die sich im Zeitraum von Januar 2017 bis Dezember 2019 ereigneten. Als Vergleichsgruppe dienen nicht meldepflichtige Berufe.

Trotz des sehr umfangreichen Datenmaterials und des Einsatzes mehrerer statistischer Verfahren konnten kein statistisch erhärteter Beweis, dass sich die STMP auf die Arbeitslosigkeit bzw. die Zuwanderungen in den meldepflichtigen Berufen ausgewirkt hat, erbracht werden.

Das negative Ergebnis scheint nicht die Folge einer mangelhaften Umsetzung der STMP zu sein. Gemäss dem ersten Monitoringbericht des Seco ist die STMP erfolgreich umgesetzt und von den betroffenen Arbeitnehmern und Arbeitgebern gut angenommen worden. Die Ursache muss also woanders liegen. Unseres Erachtens besteht sie darin, dass eine Bedarfsanalyse bislang fehlt. Eine STMP, welche die Meldepflicht bzw. Vermittlungsförderung von der Höhe der Arbeitslosigkeit abhängig macht, geht implizit davon aus, dass Arbeitslose, die eine Stelle in einem Beruf mit hoher Arbeitslosigkeit suchen, verstärkt Vermittlungsprobleme haben. Unsere Resultate deuten jedoch auf das Gegenteil hin.

---

# Évaluation de l'impact de l'obligation d'annoncer les postes vacants II

## Résumé

Le 16 décembre 2016, le Parlement a adopté la révision de la loi sur les étrangers et l'intégration (LEI). Le nouvel article 21a de la LEI fixe les modalités d'application de l'article 121a de la Constitution fédérale (Const.), qui vise à épuiser le potentiel qu'offre la main-d'oeuvre nationale. Concrètement, l'introduction d'une obligation d'annoncer les postes vacants vise à favoriser le placement des demandeurs d'emploi en Suisse. Si l'obligation n'a pas l'effet escompté ou si de nouveaux problèmes apparaissent, le Conseil fédéral soumet des mesures supplémentaires à l'Assemblée fédérale après avoir consulté les cantons et les partenaires sociaux, conformément à l'article 21a, alinéa 8, de la LEI. Ce mandat légal exige implicitement une évaluation empirique des effets de ladite obligation. C'est pourquoi le Centre de recherche sur le marché du travail et l'économie industrielle (FAI) de l'Université de Bâle a été chargé de réaliser une telle évaluation.

La formulation de l'obligation d'annoncer les postes vacants prévoit que ces derniers doivent, dans les professions dont le taux de chômage est de 8 % (ou 5 % à partir de 2020), être déclarés à un office régional de placement (ORP). Les offres d'emploi signalées sont vérifiées et enregistrées et sont accessibles pendant cinq jours ouvrables exclusivement aux demandeurs d'emploi inscrits à l'ORP (avance en termes d'information). Dans les trois premiers jours ouvrables, les ORP doivent indiquer aux employeurs si des candidats pertinents peuvent être trouvés parmi les demandeurs d'emploi inscrits.

L'obligation d'annoncer les postes vacants vise à utiliser davantage le potentiel de main-d'oeuvre nationale. L'augmentation du recrutement de demandeurs d'emploi au niveau national pourrait signifier que moins de personnel est recruté à l'étranger. L'objectif central de cette évaluation est donc de montrer comment cette obligation a affecté le chômage et l'immigration de travail.

Notre analyse couvre chacun des 18 mois précédant et suivant l'entrée en vigueur de l'obligation d'annoncer les postes vacants en juillet 2018, avec un ensemble de données d'un peu moins d'un million d'épisodes de chômage individuels survenus entre janvier 2017 et décembre 2019. Les professions non soumises à l'obligation d'annonce servent de groupe de comparaison.

Malgré le très grand ensemble de données et l'utilisation de plusieurs techniques statistiques, aucune preuve statistiquement corroborée que l'obligation d'annoncer les postes vacants a eu un impact sur le chômage ou l'immigration dans les professions soumises à l'obligation d'annonce n'a pu être trouvée.

Le résultat négatif ne semble pas être le fruit d'une mauvaise mise en oeuvre de l'obligation. Selon le premier rapport de suivi du SECO, cette dernière a été mise en oeuvre avec succès et bien accueillie par les travailleurs et les employeurs concernés. La cause doit donc être ailleurs. À notre avis, c'est l'absence d'une analyse des besoins. Une obligation qui fait dépendre l'obligation d'annonce ou l'aide au placement du niveau de chômage suppose implicitement que les chômeurs qui cherchent un emploi dans une profession à fort taux de chômage auront davantage de problèmes de placement. Cependant, nos résultats suggèrent le contraire.

---

# Valutazione dell'efficacia dell'obbligo di annunciare i posti di lavoro vacanti II

## Riassunto

Il 16 dicembre 2016 il Parlamento ha adottato la revisione della legge federale sugli stranieri e la loro integrazione (LStrI). Il nuovo articolo 21a LStrI stabilisce le disposizioni esecutive dell'articolo 121a della Costituzione federale (Cost.), che mirano a sfruttare integralmente il potenziale di forza lavoro indigena. In particolare, l'obbligo di annunciare i posti di lavoro vacanti (OAPV) ha lo scopo di promuovere il collocamento delle persone in cerca d'impiego in Svizzera. Se l'OAPV non produce gli effetti auspicati o emergono nuovi problemi, conformemente all'articolo 21a capoverso 8 LStrI il Consiglio federale sottopone all'Assemblea federale misure addizionali, dopo aver consultato i Cantoni e le parti sociali. Questo mandato legale richiede implicitamente una valutazione empirica dell'efficacia dell'OAPV. Di conseguenza, il centro di ricerca per il mercato del lavoro e l'economia industriale (FAI) dell'Università di Basilea è stato incaricato di condurre tale valutazione.

L'OAPV stabilisce che i posti vacanti nelle professioni con un tasso di disoccupazione dell'8% (o del 5% dal 2020) devono essere segnalati a un ufficio regionale di collocamento (URC). I posti vacanti segnalati vengono controllati e registrati e sono accessibili per cinque giorni lavorativi esclusivamente alle persone in cerca d'impiego iscritte agli URC (vantaggio informativo). Nei primi tre giorni lavorativi, gli URC devono informare i datori di lavoro se tra le persone in cerca d'impiego registrate vi sono candidati idonei.

Lo scopo dell'OAPV è quello di sfruttare integralmente il potenziale di forza lavoro indigena. Un maggiore reclutamento di persone in cerca d'impiego a livello nazionale potrebbe comportare un minor reclutamento di personale dall'estero. L'obiettivo centrale di questa valutazione è quindi mostrare come l'OAPV ha influito sulla disoccupazione e sull'immigrazione di manodopera.

La nostra analisi copre ciascuno dei due periodi di 18 mesi precedenti e successivi all'entrata in vigore dell'OAPV (luglio 2018). Il campione è costituito da poco meno di un milione di episodi di disoccupazione individuali verificatisi tra gennaio 2017 e dicembre 2019. Le professioni non soggette all'obbligo di annuncio sono state utilizzate come gruppo di confronto.

Nonostante l'insieme di dati molto ampio e l'uso di diverse tecniche statistiche, non è stato possibile trovare alcuna prova statisticamente corroborata che l'OAPV abbia avuto un impatto sulla disoccupazione o sull'immigrazione nelle professioni soggette all'obbligo di annuncio.

Il risultato negativo non sembra essere il risultato di una cattiva implementazione dell'obbligo. Secondo il primo rapporto di monitoraggio della Seco, l'OAPV è stato implementato con successo ed è stato accettato senza problemi dai lavoratori e dai datori di lavoro. La causa deve quindi risiedere altrove. Secondo noi, si tratta dell'assenza di un'analisi del fabbisogno. Poiché l'OAPV vincola l'obbligo e la promozione del collocamento al tasso di disoccupazione, ciò lascia presupporre implicitamente che i disoccupati che cercano lavoro in una professione con un alto tasso di disoccupazione abbiano maggiori problemi di collocamento. Tuttavia, i nostri risultati suggeriscono il contrario.

---

# Impact evaluation of the job vacancy notice obligation II

## Summary

The Swiss Parliament adopted the revised Foreign Nationals and Integration Act (FNIA) on 16 December 2016. The new Art. 21a FNIA sets out the measures for implementing Art. 121a of the Federal Constitution, aimed at making better use of the Swiss labour market potential. Specifically, a job vacancy notice obligation (JVNO) was introduced to facilitate the placement of jobseekers already registered in Switzerland. Under Art. 21a para. 8 FNIA, if the JVNO does not achieve the desired effect or if any new problems arise, the Federal Council will submit proposals for further measures to Parliament after consulting with the cantons and the social partners. An empirical evaluation of the impact of the JVNO is thus implicitly required by law. The FAI research centre for labour market and industrial economics at the University of Basel was commissioned to conduct such an evaluation.

The JVNO requires employers to notify their regional job centre of vacancies in occupations with an unemployment rate of 8% (or 5% from 2020). Once these vacancies have been verified and entered into the system, jobseekers registered with a regional job centre are given exclusive access to them (i.e. an information lead) for the first five working days. The regional job centre must inform employers within three working days whether any suitable applicants exist among their registered jobseekers.

The JVNO is intended to make better use of Switzerland's domestic labour market potential. By increasing the number of jobseekers hired from within Switzerland, the goal is to reduce the number of workers recruited from abroad. The main focus of this evaluation is thus to assess the impact of the JVNO on unemployment and labour migration.

Our study covers the 18-month period both before and after the JVNO came into force in July 2018. The data set comprises almost one million individual unemployment episodes occurring between January 2017 and December 2019. The control group consists of job vacancies in occupations not subject to the notice obligation.

Notwithstanding the large volume of data available and the use of numerous statistical methods, our study finds no statistically significant evidence that the JVNO has had an impact on unemployment or immigration in occupations subject to the notice obligation.

Implementation of the JVNO itself does not appear to be at fault: an initial monitoring report by SECO found that the JVNO was being implemented efficiently and was well received by jobseekers and employers alike. The reason for its lack of success must therefore lie elsewhere. We believe it is because there has been no demand analysis. The choice of national unemployment rate for a given occupation as the criterion for inclusion in the JVNO seems to be based on the assumption that those looking for work in an occupation falling into that category will have more difficulties with job placement. Our findings, however, suggest the opposite.

## Gliederung

1.	Hintergrund .....	1
2.	Empirisches Vorgehen .....	2
2.1.	Difference-in-Differences .....	2
2.2.	Regression Discontinuity Design .....	6
3.	Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit .....	9
3.1.	Modelltheoretischer Rahmen .....	9
3.2.	Datenbasis .....	14
3.2.1.	Grundgesamtheit .....	14
3.2.2.	Wahl der Wirkungsvariablen .....	15
3.2.3.	Beschreibung der Ziel- und Vergleichsgruppen .....	17
3.3.	Ergebnisse .....	22
3.3.1.	Difference-in-Differences .....	22
3.3.2.	Regression Discontinuity Design .....	28
4.	Auswirkung der STMP auf die Zuwanderung .....	30
4.1.	Methodisches Vorgehen .....	30
4.2.	Datenbasis .....	31
4.2.1.	Grundgesamtheit .....	31
4.2.2.	Datenbeschreibung .....	32
4.3.	Resultate .....	35
4.3.1.	Difference-in-Differences .....	35
4.3.2.	Regression Discontinuity Design .....	44
5.	Diskussion der Resultate .....	46
5.1.	Arbeitsmarktabgrenzung .....	46
5.2.	Arbeitslosenquote als Knappheitsmass .....	47
	Literatur .....	50
Anhang A:	Resultate zu den Hazardraten basierend auf DiD .....	51
Anhang B:	Resultate zu den Hazardraten basierend auf RDD .....	55
Anhang C:	Resultate zu den Zuwanderungen basierend auf DiD .....	57
Anhang D:	Resultate zu den Zuwanderungen basierend auf RDD .....	59
Anhang E:	Tobit- und Selektionsmodelle .....	61
Anhang F:	Zusammensetzung der Berufsgruppen ALQH und ALQM .....	67

## Verzeichnis der Abbildungen

Abb. 2.1:	Grafische Darstellung des DiD-Verfahrens.....	3
Abb. 2.2:	Grafische Darstellung des RDD-Verfahrens .....	6
Abb. 3.1:	Geschlossenes Stock-Flow-Modell der Arbeitslosigkeit mit zwei Beständen.....	9
Abb. 3.2:	Offenes Stock-Flow-Modell der Arbeitslosigkeit .....	9
Abb. 3.3:	Hazardfunktion der Arbeitslosen, Januar 2017 – Dezember 2019 .....	11
Abb. 3.4:	Verbleibfunktion der Arbeitslosen, Januar 2017 – Dezember 2019.....	13
Abb. 3.5:	Vergleich der Anteile der Berufsgruppen am Arbeitslosen- und Erwerbstätigenbestand, April 2017 – März 2018.....	18
Abb. 3.6:	Test der parallelen Entwicklung der 24 dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017 .....	22
Abb. 3.7:	Test der parallelen Entwicklung der 24 dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017. ....	23
Abb. 3.8:	Test der parallelen Entwicklung der dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017.....	23
Abb. 3.9:	Test der parallelen Entwicklung der dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017 ..	24
Abb. 3.10:	Hazardraten von Arbeitslosen mit einem Durchschnittsmerkmalsprofil, die im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 eine Stelle in einem ab Juli 2018 meldepflichtigen Beruf (ALQH) suchten .....	25
Abb. 3.11:	Geschätzte Veränderungen der in Abbildung 3.10 erscheinenden Hazardraten im Zeitraum von Juli 2018 bis Dezember 2019 infolge der STMP .....	26
Abb. 3.12:	Test der Angemessenheit des RDD-Ansatzes .....	28
Abb. 4.1:	Aggregierte monatliche Zahl der zuwandernden Arbeitskräfte nach Berufs- gruppen, 2010-2019 (saisonbereinigt).....	32
Abb. 4.2:	Durchschnittliche monatliche Zahl der zuwandernden Arbeitskräfte pro Erwerbstätigen nach Berufsgruppen, 2010-2019 (saisonbereinigt) .....	33
Abb. 4.3:	Zusammensetzung der in die Berufsgruppen zuwandernden Arbeitskräfte, 2010- 2019.....	34
Abb. 4.4:	Durchschnittliche monatliche Zahl der zuwandernden Arbeitskräfte pro Einzelberuf, 2010-2019 (saisonbereinigt).....	35
Abb. 4.5:	Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017 .....	37
Abb. 4.6:	Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017. ....	37
Abb. 4.7:	Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017.....	38
Abb. 4.8:	Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017 ..	38
Abb. 4.9:	Monatlicher Anteil der meldepflichtigen Berufe im Zeitraum Januar 2017 - Juni 2018, in welche ausländische Arbeitskräfte einwanderten.....	41
Abb. 4. 10:	Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.9 erscheinenden Anteile, gemessen an der Entwicklung in den ALQM-Berufen .....	41
Abb. 4.11:	Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.9 erscheinenden Anteile, gemessen an der Entwicklung in den ALQT-Berufen.....	42

<i>Abb. 4.12: Durchschnittliche monatliche Anzahl der ausländischen Arbeitskräfte, die im Zeitraum Januar 2017 - Juni 2018 in einen meldepflichtigen Beruf einwanderten .....</i>	<i>42</i>
<i>Abb. 4.13: Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.12 erscheinenden Zuwanderungszahlen, gemessen an der Entwicklung in den ALQM-Berufen.....</i>	<i>43</i>
<i>Abb. 4.14: Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.12 erscheinenden Zuwanderungszahlen, gemessen an der Entwicklung in den ALQT-Berufen .....</i>	<i>43</i>
<i>Abb. 4.15: Test der Angemessenheit des RDD-Ansatzes, bezogen auf die Wahrscheinlichkeit der Zuwanderung ausländischer Arbeitskräfte .....</i>	<i>44</i>
<i>Abb. 4.16: Test der Angemessenheit des RDD-Ansatzes, bezogen auf die Zahl der Zuwanderung ausländischer Arbeitskräfte .....</i>	<i>45</i>
<i>Abb. 5.1: Arbeitslosenquote, Arbeitslose, Januar 2010 – Dezember 2019 .....</i>	<i>47</i>
<i>Abb. 5.2: Arbeitslosigkeitsrisiko, Arbeitslose, Januar 2010 – Dezember 2019.....</i>	<i>48</i>
<i>Abb. 5.3: Arbeitslosigkeitsdauer, Arbeitslose, Januar 2010 – Dezember 2019 .....</i>	<i>48</i>

## Verzeichnis der Tabellen

Tab. 3.1:	Mittleres Merkmalsprofil der Arbeitslosen der drei Berufsgruppen vor und nach dem Inkrafttreten der STMP.....	20
Tab. 3.2:	Auswirkung der STMP auf die Dauer der Stellenlosigkeit in den ALQH-Berufen, Juli 2018 – Dezember 2019.....	27
Tab. 5.1:	Verhältnis meldepflichtiger zu nicht meldepflichtigen Berufen, April 2017 – März 2018.....	49
Tab. A1:	DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, ohne AAM-Teilnehmende, Januar 2017 – Dezember 2019 .....	52
Tab. A2:	DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, mit AAM-Teilnehmenden, Januar 2017 – Dezember 2019 .....	52
Tab. A3:	DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (3) in Abschnitt 2.1, ohne AAM-Teilnehmende, Januar 2017 – Dezember 2019 .....	53
Tab. A4:	DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (3), in Abschnitt 2.1, mit AAM-Teilnehmenden, Januar 2017 – Dezember 2019 .....	53
Tab. A5:	DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (2), in Abschnitt 2.1, ohne AAM-Teilnehmenden, Januar 2017 – Dezember 2019 .....	54
Tab. B1:	RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, ohne AAM-Teilnehmende, Januar 2017 – Juni 2018 .....	56
Tab. B3:	RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, ohne AAM-Teilnehmende, Juli 2018 – Dezember 2019.....	56
Tab. C1:	Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019.....	58
Tab. C2:	Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019, beschränkt auf Berufe, bei denen $5\% \leq ALQ \leq 11\%$ gilt .....	58
Tab. C3:	Anzahl der Zuwanderungen, DiD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019.....	58
Tab. C4:	Anzahl der Zuwanderungen, DiD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019, beschränkt auf Berufe mit, bei denen $5\% \leq ALQ \leq 11\%$ gilt.....	58
Tab. D1:	Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Januar 2017 – Juni 2018.....	60
Tab. D2:	Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Juli 2018 – Dezember 2019 .....	60
Tab. D3:	Zahl der Zuwanderungen, RDD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Januar 2017 – Juni 2018.....	60
Tab. D4:	Zahl der Zuwanderungen, RDD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Juli 2018 – Dezember 2019.....	60

## Verzeichnis der Abkürzungen

AAM	nicht arbeitslose Teilnehmende an den aktiven arbeitsmarktpolitischen Massnahmen Umschulung und Weiterbildung, Zwischenverdienst oder Beschäftigungsprogrammen
ALQ	Arbeitslosenquote
ALQH	Dreisteller SBN-Berufe mit STMP ab Juli 2018 bzw. mit einer durchschnittlichen ALQ über 8% im Zeitraum von April 2017 bis März 2018
ALQM	Dreisteller SBN-Berufe mit STMP ab Januar 2020 bzw. mit einer durchschnittlichen ALQ über 5% und höchstens 8% im Zeitraum von April 2017 bis März 2018
ALQT	Dreisteller SBN-Berufe ohne STMP bzw. mit einer durchschnittlichen ALQ nicht über 5% im Zeitraum von April 2017 bis März 2018
AVAM	das vom Seco geführte elektronische Informationssystem für die Arbeitsvermittlung und Arbeitsmarktstatistik
BFS	Bundesamt für Statistik (Neuchâtel)
DiD	Difference-in-Differences Verfahren
NSTWB	nicht Ständige Wohnbevölkerung bzw. Inhaber unterjähriger Arbeitsbewilligungen
RAV	Regionales Arbeitsvermittlungszentrum
RDD	Ansatz des Regression Discontinuity Design
SBN	Schweizerische Berufsnomenklatur 2000
Seco	Staatssekretariat für Wirtschaft (Bern)
SEM	Staatssekretariats für Migration (Bern)
STMP	Stellenmeldepflicht
STWB	Ständige Wohnbevölkerung bzw. Inhaber längerfristiger Arbeitsbewilligungen
ZEMIS	Zentrale Migrationsinformationssystem des SEM

**Alle Personen- und Funktionsbezeichnungen in diesem Bericht gelten selbstverständlich für beide Geschlechter.**

## 1. Hintergrund

Seit Juli 2018 verpflichtet Artikel 21a des Schweizer Ausländer- und Integrationsgesetzes (AIG) Arbeitgeber, die Stellen in Berufen<sup>1</sup> anbieten, die eine Arbeitslosenquote (ALQ) im Durchschnitt des Zeitraumes von April 2017 bis März 2018 über 8 Prozent aufwiesen, diese Stellen einem Regionalen Arbeitsvermittlungszentrum (RAV) zu melden. Der Zugriff auf die Informationen über die gemeldeten Stellen wird während einer Frist von fünf Arbeitstagen auf Personen beschränkt, die bei einem RAV als Stellensuchende registriert sind. Die Arbeitgeber dürfen die gemeldeten Stellen erst nach Ablauf dieser Frist anderweitig ausschreiben. Auf diese Weise sollen inländische Stellensuchende in Berufen mit Stellenknappheit einen zeitlichen Vorsprung gegenüber Arbeitskräften im Ausland erhalten.

Ziel der Stellenmeldepflicht (STMP) besteht darin, die Vermittlung von stellensuchenden Personen in der Schweiz zu fördern. Auf diese Weise soll das Arbeitskräftepotential hierzulande stärker ausgeschöpft werden. Als Folge könnte sich der Bedarf der inländischen Firmen an Arbeitskräften aus dem Ausland senken.

Vor diesem Hintergrund hat das Staatssekretariat für Wirtschaft (Seco) die Forschungsstelle für Arbeitsmarkt- und Industrieökonomik (FAI) am Wirtschaftswissenschaftlichen Zentrum (WWZ) der Universität Basel im Frühjahr 2020 beauftragt, die Wirkung der Stellenmeldepflicht (STMP) empirisch zu untersuchen. In Übereinstimmung mit den Zielen der STMP hat sich die Untersuchung auf die Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit und die Zuwanderung zu beziehen. Ferner wurde, gestützt auf eine Vorstudie von LALIVE und LEHMANN (2019), nahegelegt, die Auswirkung mit den aus der ökonomischen Literatur bekannten Verfahren der «Difference-in-Differences» (DiD) und des «Regression Discontinuity Design» (RDD) zu messen.

Die vorliegende Arbeit stellt den Schlussbericht zu dem uns erteilten Auftrag dar. Sie gliedert sich wie folgt: *Kapitel 2* erläutert das Vorgehen beim DiD- und RDD-Ansatz, damit die Möglichkeiten und Grenzen der Verfahren für den Leser erkennbar werden. *Kapitel 3* erforscht die Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit, während *Kapitel 4* deren Auswirkung auf die Zuwanderung untersucht. *Kapitel 5* schliesst die Arbeit mit einer Diskussion der erzielten Ergebnisse und deren Implikationen für das weitere Vorgehen.

---

<sup>1</sup> Es handelt sich bei der zugrunde gelegten Berufssystematik um die wegen ihrer Codelänge sogenannten Fünfstellerberufe der Schweizerischen Berufsnomenklatur (SBN) 2000. Vgl. hierzu *Anhang F*.

## 2. Empirisches Vorgehen

### 2.1. Difference-in-Differences

Beim DiD-Verfahren handelt es sich um einen erweiterten Vorher-Nachher-Vergleich. Beim herkömmlichen Vorher-Nachher-Vergleich wird der Zustand der Zielgrösse (hier: Arbeitslosigkeit oder Zuwanderungen) vor und nach einer Intervention (hier: die STMP) verglichen und allfällig festgestellte Veränderungen ausschliesslich der Massnahme zugeschrieben. Ein solches Vorgehen geht allerdings implizit davon aus, dass ohne Intervention sich die Zielgrösse nicht verändert hätte. Angesichts des ständigen Wandels, dem die Wirtschaft hierzulande unterliegt, ist dies eher eine wirklichkeitsfremde Vorstellung.

Als Abhilfe sucht das DiD-Verfahren eine Vergleichs- oder Kontrollgruppe, deren Zustandsveränderung mit derjenigen der Zielgruppe (hier: stellenpflichtige Berufe) vergleichen lässt. Mit anderen Worten: Es wird die in der Zielgruppe vollzogenen Veränderungen denjenigen einer Vergleichsgruppe gegenübergestellt. Daher der Name «Difference-in-Differences».

Die Stärke des Ansatzes liegt darin, dass bestehende Unterschiede zwischen der Ziel- und Kontrollgruppe eliminiert werden, da Veränderungen statt Niveaus verglichen werden. Solange diese Unterschiede nach der Intervention unverändert bleiben, werden sie durch das Abstellen auf Veränderungen herausubtrahiert. Das bedeutet, dass die Zusammensetzungen der Ziel- und Kontrollgruppen – im Unterschied etwa zur experimentellen Medizin – nicht identisch sein müssen. Die Merkmalsprofile der zwei Gruppen oder deren Effekte sollen sich im Zeitablauf lediglich nicht verändern. Tun sie es doch, gibt es Methoden diese störenden Einflüsse zumindest teilweise zu eliminieren. Wie das in dieser Studie geschieht, wird weiter unten in diesem Abschnitt erläutert.

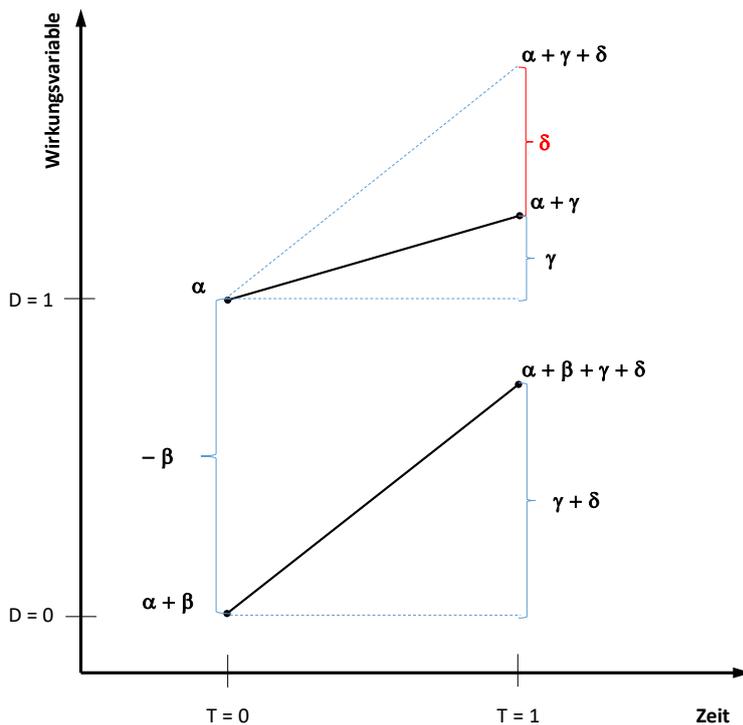
Das Vorgehen beim DiD-Ansatz lässt sich anhand von *Abbildung 2.1* veranschaulichen. Auf der vertikalen Achse des in der Grafik befindlichen Koordinatensystems sind die Werte der Wirkungsvariablen (Zielgrösse) abgetragen, auf welche die Massnahme einwirken soll (hier: Arbeitslosigkeit oder Zuwanderungen). Die horizontale Achse erfasst die Zeit.

Auf der vertikalen Achse wird zwischen einer Zielgruppe ( $D = 1$ ) und einer Kontrollgruppe ( $D = 0$ ) und auf der horizontalen zwischen der Zeit vor ( $T = 0$ ) und nach ( $T = 1$ ) einer Intervention bzw. dem Inkrafttreten der STMP unterschieden.

Mit  $\alpha$  bezeichnen wir den Wert der Wirkungsvariablen bei der Zielgruppe vor dem Inkrafttreten der STMP und mit  $\alpha + \beta$  den entsprechenden Wert bei der Kontrollgruppe. Die Differenz zwischen beiden Werten beträgt demnach  $-\beta$ . Das negative Vorzeichen resultiert daraus, dass der Punkt  $\alpha + \beta$  unterhalb von  $\alpha$  liegt. Wenn die Wirkungsvariable Arbeitslosigkeit darstellen würde, hiesse das, dass vor dem Inkrafttreten der STMP die Arbeitslosigkeit in der Zielgruppe bzw. bei den meldepflichtigen Berufen höher lag als in der Kontrollgruppe bzw. nicht meldepflichtigen Berufen. Bei der STMP trifft dies definitionsgemäss auch zu.

Nach dem Inkrafttreten der STMP ( $T = 1$ ) steigt gemäss der Grafik der Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen von  $\alpha$  auf  $\alpha + \gamma$  oder um  $\gamma$  und bei den nicht meldepflichtigen Berufen von  $\alpha + \beta$  auf  $\alpha + \beta + \gamma + \delta$  oder um  $\gamma + \delta$ .

Abb. 2.1: Grafische Darstellung des DiD-Verfahrens



Auf Basis eines einfachen Vorher-Nachher-Vergleichs wäre anhand von *Abbildung 2.1* zu schließen, dass die Auswirkung der STMP auf die meldepflichtigen Berufe  $\gamma$  betrage, weil sich der Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen um diesen Betrag nach der Intervention verändert hat. Ein solcher Schluss unterstellt allerdings, dass ohne das Inkrafttreten der STMP der Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen bei  $\alpha$  geblieben wäre. Die Entwicklung des Wertes der Wirkungsvariablen bei den nicht meldepflichtigen Berufen deutet jedoch darauf hin, dass neben der STMP auch andere Faktoren (wie etwa eine veränderte Konjunkturlage) auf den Wert der Wirkungsvariablen zwischen den zwei Zeitpunkten eingewirkt haben.

An dieser Stelle nimmt der DiD-Ansatz nun an, dass sich der Anstieg des Wertes der Wirkungsvariablen bei den nicht meldepflichtigen Berufen im Umfang von  $\gamma + \delta$  auch bei den meldepflichtigen Berufen erfolgt wäre, wenn die STMP nicht in Kraft getreten wäre. In diesem Fall wäre der Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen auf  $\alpha + \gamma + \delta$  statt auf  $\alpha + \gamma$  gestiegen bzw. noch höher ausgefallen. Aus Sicht des DiD-Ansatzes hat also die Intervention den Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen nicht um  $\gamma$  gesteigert, was ein einfacher Vorher-Nachher-Vergleich nahelegen würde, sondern um  $\delta$  sogar gesenkt.

Die in *Abbildung 2.1* erscheinenden Punkte und Abstände lassen sich allesamt auf Basis der folgenden Regressionsgleichung, die wir um eine zusätzliche Kontrollgruppe ergänzt haben, empirisch ermitteln. Die Zielgruppe ist demnach die meldepflichtigen Berufe (ALQH), während die nicht meldepflichtigen Berufe (ALQM, ALQT) die zwei Kontrollgruppen bilden.

$$y_{it} = \alpha + \beta_M \cdot ALQM_{it} + \beta_T \cdot ALQT_{it} + \gamma \cdot T_{it} + \delta_M \cdot (ALQM \cdot T)_{it} + \delta_T \cdot (ALQT \cdot T)_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

- wobei:  $y_{it}$  = Wert der Wirkungsvariablen des Merkmalsträgers  $i$  im Kalendermonat  $t$ ,
- $ALQM = 1$ , wenn die ALQ des betreffenden Berufs im Durchschnitt der Monate April 2017 bis März 2018  $> 5\%$  und  $\leq 8\%$  betrug, und sonst 0,
- $ALQT = 1$ , wenn die ALQ des betreffenden Berufs im Durchschnitt der Monate April 2017 bis März 2018  $\leq 5\%$  betrug, sonst 0,
- $T = 1$  ab Juli 2018, dem Zeitpunkt des Inkrafttretens der STMP, und davor 0,
- $\alpha$  = Durchschnittswert der Wirkungsvariablen bei Stellensuchenden in meldepflichtigen Berufen ( $ALQM = ALQT = 0$ ) vor dem Inkrafttreten der STMP ( $T = 0$ ),
- $\beta_M$  = Abweichung zu  $\alpha$  bei Stellensuchenden in den ALQM-Berufen vor dem Inkrafttreten der STMP ( $T = 0$ ),
- $\beta_T$  = Abweichung zu  $\alpha$  bei Stellensuchenden in den ALQT-Berufen vor dem Inkrafttreten der STMP ( $T = 0$ ),
- $\gamma$  = Veränderung des Durchschnittswertes der Wirkungsvariablen bei Stellensuchenden in meldepflichtigen Berufen nach dem Inkrafttreten der STMP ( $T = 1$ ),
- $\delta_M$  = Abweichung zu  $\gamma$  in den ALQM-Berufen,
- $\delta_T$  = Abweichung zu  $\gamma$  in den ALQT-Berufen,
- $\varepsilon$  = unabhängig und identisch verteilte Zufallsvariable mit Erwartungswert 0, welche die Auswirkung nicht berücksichtigter Einflussfaktoren auffangen soll,
- $t$  = Januar 2017 bis Dezember 2019.

Die obige Regressionsgleichung bildet das Basismodell unserer DiD-Untersuchungen. Wie an der Gleichung zu erkennen ist, verwenden wir zwei Kontrollgruppen gleichzeitig: einerseits diejenigen nicht meldepflichtigen Berufe ( $ALQM = 1$ ), bei denen die ALQ im Durchschnitt der Monate April 2017 bis März 2018  $> 5\%$  und  $\leq 8\%$  betrug und die seit 2020 ebenfalls meldepflichtig sind, und andererseits jene nicht meldepflichtigen Berufe ( $ALQT = 1$ ), bei denen die ALQ im Durchschnitt der Monate April 2017 bis März 2018  $\leq 5\%$  ausfiel.

Die als griechische Buchstaben erscheinenden Koeffizienten sind vorab unbekannt und werden anhand von Daten mit angemessenen statistischen Verfahren geschätzt. Dabei wird die Auswirkung der STMP am Vorzeichen der geschätzten Parameter  $\delta_M$  und  $\delta_T$  abgelesen. Diese überprüfen, ob sich die Wirkungsvariable im Zeitraum nach dem Inkrafttreten der STMP bei den nicht meldepflichtigen Berufen anders entwickelt hat ( $\delta_M$  bzw.  $\delta_T \neq 0$ ) als bei den meldepflichtigen (=  $\gamma$ ). Da der DiD-Ansatz unterstellt, dass sich die Wirkungsvariable bei allen Berufsgruppen ohne die STMP parallel entwickelt hätte, wird die Differenz als Folge der STMP angesehen.

Ein positives (negatives) Vorzeichen von  $\delta_M$  bzw.  $\delta_T$  bedeutet, dass die Wirkungsvariablen nach dem Inkrafttreten der STMP ( $T = 1$ ) bei den nicht meldepflichtigen Berufen stärker stieg oder

schwächer fiel (schwächer stieg oder stärker fiel) als bei den meldepflichtigen<sup>2</sup>. Dementsprechend heisst das umgekehrt bei den meldepflichtigen Berufen, dass die Wirkungsvariable bei diesen Berufen schwächer stieg oder stärker fiel (stärker stieg oder schwächer fiel) als bei den nicht meldepflichtigen Berufen. Soll die STMP die Wirkungsvariable erhöhen (senken), gilt die STMP also dann als erfolgreich, wenn  $\delta_M$  bzw.  $\delta_T$  ein negatives (positives) Vorzeichen aufweist.

Man merke an dieser Stelle, dass es beim DiD-Ansatz um einen Vergleich von Durchschnitten handelt: Die Differenz zweier Durchschnitte vor und nach einer Marktintervention werden verglichen. Diese Erkenntnis wird später bei der Untersuchung der Auswirkung der STMP auf die Zuwanderung eine wichtige Rolle spielen.

Die dem DiD-Ansatz zugrundeliegende Annahme, dass der Wert der Wirkungsvariablen bei der Ziel- und Kontrollgruppe ohne Intervention parallel entwickeln würde, gilt als ein Schwachpunkt des Ansatzes, da man nicht empirisch prüfen kann, ob dies in der Tat eingetreten wäre. Doch zumindest für den Zeitraum vor einer Intervention lässt sich die Annahme einer parallelen Entwicklung mittels der folgenden Gleichung empirisch überprüfen:

$$y_{it} = \alpha + \beta_M \cdot ALQM_{it} + \beta_T \cdot ALQT_{it} + \sum_{j=1}^J \gamma_j \cdot T_{jit} + \sum_{j=1}^J \delta_{jM} \cdot (ALQM \cdot T_j)_{it} + \sum_{j=1}^J \delta_{jT} \cdot (ALQT \cdot T_j)_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Gleichung (2) unterteilt den Zeitraum vor einer Intervention in  $J$  Teilzeiträume.  $T_j$  stellt eine Dummy-Variable dar, die angibt, ob eine Beobachtung zur Teilperiode  $j$  gehört ( $T_j = 1$ ) oder nicht ( $T_j = 0$ ). Wenn sich die Wirkungsvariable vor der Intervention in den drei Berufsgruppen parallel entwickelt hat, dann sollten die Parameter  $\delta_{jM}$  und  $\delta_{jT}$  statistisch nicht von null signifikant verschieden sein, denn dies bedeutet, dass die Differenz zwischen den Durchschnittswerten der Wirkungsvariablen bei den drei Berufsgruppen – trotz Veränderungen des Wertes der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen ( $\gamma_j \neq 0$ ) – über die  $J$  Perioden hinweg konstant geblieben ist.

Gleichung (2) kann auch dazu verwendet werden, um zu prüfen, ob die Wirkung einer Intervention im Zeitablauf variiert. In diesem Fall bezieht sich  $T_j$  auf den Zeitraum nach einer Intervention. Zudem ist es auch möglich, die Parallelitätsannahme und die Wirkungsvariabilität auf einmal zu überprüfen, indem man den untersuchten Zeitraum auf die Perioden vor und nach einer Intervention ausdehnt.<sup>3</sup>

Man kann die Annahme paralleler Entwicklungen weiter abschwächen, indem man beobachtbare Merkmalsunterschiede ( $\mathbf{X}$ ) zwischen den Berufsgruppen in die Regressionsgleichung aufnimmt, was zur folgenden Spezifikation führt:

$$y_{it} = \alpha + \boldsymbol{\theta}' \mathbf{X}_{it} + \beta_M \cdot ALQM_{it} + \beta_T \cdot ALQT_{it} + \gamma \cdot T_{it} + \delta_M \cdot (ALQM \cdot T)_{it} + \delta_T \cdot (ALQT \cdot T)_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

Wenn die Merkmalsprofile der Berufsgruppen im Zeitablauf unverändert bleiben, ist dieser Schritt überflüssig, da allfällige Merkmalsunterschiede in den Schätzungen der Parameter  $\beta_M$  und  $\beta_T$  ihren Niederschlag finden und durch die doppelte Differenzenbildung (DiD) herausubtrahiert werden. Verändern sie sich aber doch und wirkt sich dies auf die Parallelität bzw. die

<sup>2</sup> Ob die Wirkungsvariable bei den meldepflichtigen Berufen stieg oder fiel, gibt das Vorzeichen von  $\gamma$  an.

<sup>3</sup> Vgl. als Beispiel Tab. A5 in Anhang A.

Schätzungen von  $\delta_M$  und  $\delta_T$  aus, kann das durch die Aufnahme von  $X$  in der Regressionsgleichung aufgefangen werden. Aber für Veränderungen im unbeobachtbaren Bereich, welche eventuell die Wirkungsvariable beeinflussen, bleibt der DiD-Ansatz anfällig.

Die obigen Gleichungen bilden zusammen unseren DiD-Untersuchungsansatz in der vorliegenden Arbeit.

## 2.2. Regression Discontinuity Design

Der RDD-Ansatz untersucht das Verhalten der Wirkungsvariablen knapp diesseits und jenseits einer Schwelle (hier: eine ALQ grösser 8 Prozent im Zeitraum von April 2017 bis März 2018), die bestimmt, ob eine Untersuchungseinheit (hier: ein Beruf) zur Zielgruppe oder zur Kontrollgruppe gehört. Der Massnahmeneffekt wird dann an einem allfälligen diskontinuierlichen Sprung (daher «discontinuity») der Wirkungsvariablen an dieser Schwelle gemessen. Wenn, wie der RDD-Ansatz unterstellt, die Untersuchungseinheiten knapp diesseits und jenseits der Schwelle in allen relevanten Hinsichten homogen sind, wird beim RDD folgerichtig geschlossen, dass der Sprung durch die Massnahme verursacht worden sein muss.

Abb. 2.2: Grafische Darstellung des RDD-Verfahrens

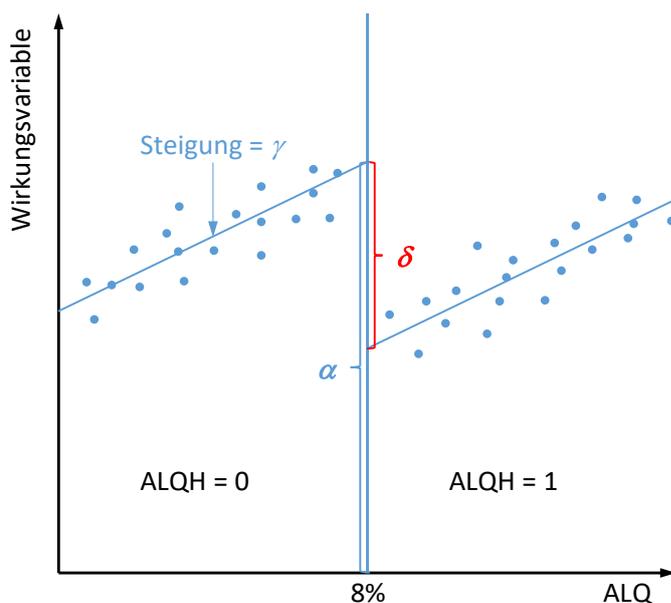


Abbildung 2.2 veranschaulicht das Vorgehen. Auf der vertikalen Achse des in der Grafik erscheinenden Koordinatensystems sind die Werte der Wirkungsvariablen abgetragen, auf welche die Massnahme einwirken soll (hier: Arbeitslosigkeit oder Zuwandern). Auf der horizontalen Achse sind die Arbeitslosenquoten (ALQ) der untersuchten Berufe der Reihe nach abgetragen. Berufe mit einer ALQ grösser 8% gehören zur Gruppe der meldepflichtigen Berufe (ALQH = 1) und die restlichen zur Gruppe der nicht meldepflichtigen Berufen (ALQH = 0). Die Punkte stellen die Wirkungsvariablen-ALQ-Kombination der Merkmalsträger dar. Die zwei Geraden geben die lineare Beziehung zwischen ALQ und der Wirkungsvariablen, welche die Punkte nahelegen, wieder. Beide Geraden weisen die gleiche Steigung von  $\gamma$  auf.  $\alpha$  gibt den Wert der Wirkungsvariablen an der 8%-Schwelle, welche die Einteilung der Berufe in meldepflichtige ( $ALQ > 8\%$ ) und nicht meldepflichtige Berufe ( $ALQ \leq 8\%$ ) bestimmt, wieder.

*Abbildung 2.2* bezieht sich auf den Zeitraum nach dem Inkrafttreten der STMP. In Bezug auf diesen Zeitraum ist in der Grafik zu erkennen, dass die Gerade beim Passieren der 8%-Schwelle einen Sprung vom Umfang  $\delta$  nach unten macht. Da der RDD-Ansatz davon ausgeht, dass die Berufe links und rechts der 8%-Schwelle in allen in Bezug auf die Wirkungsvariable relevanten Hinsichten gleichsam identisch sind, zieht das Verfahren den Schluss, dass diese Diskontinuität in der linearen Beziehung zwischen ALQ und der Wirkungsvariablen der STMP geschuldet ist. Im geschilderten Fall senkt die STMP demnach den Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen ( $ALQH = 1$ ) um  $\delta$ .

Die in *Abbildung 2.2* dargestellten Zusammenhänge geben die folgende, um einen Term erweiterte Regressionsgleichung exakt wieder. Der zusätzliche Term  $\overline{ALQ} \cdot ALQH$  (Interaktionsterm) lässt die Möglichkeit zu, dass die Beziehung zwischen ALQ und der Wirkungsvariablen in Abweichung zur *Abbildung 2.2* nicht linear ist. Lässt man diesen Term weg und berücksichtigt, dass ALQ in Abweichungen von der 8%-Schwelle gemessen wird, ist zu erkennen, dass  $\alpha$  – wie in der Grafik – den Wert der Wirkungsvariablen an der 8%-Schwelle, wo  $\overline{ALQ} = 0$  ist, wiedergibt, dass  $\gamma_1$  in Gleichung (3)  $\gamma$  in der Grafik entspricht und dass  $\delta$  den Wert der Wirkungsvariablen bei den meldepflichtigen Berufen ( $ALQH = 1$ ) an der 8%-Schwelle darstellt.

$$y_{it} = \alpha + \gamma_1 \cdot \overline{ALQ}_i + \gamma_2 \cdot \overline{ALQ}_i \cdot ALQH_i + \delta \cdot ALQH_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

- wobei:
- $y_{it}$  = Wert der Wirkungsvariablen des Merkmalsträgers  $i$  im Kalendermonat  $t$ ,
  - $ALQ_i$  = Wert der ALQ des Merkmalsträgers  $i$  im Durchschnitt der Monate April 2017 bis März 2018,
  - $\overline{ALQ}_i$  =  $ALQ_i - 8\%$ ,
  - $ALQH$  = 1, wenn  $ALQ_i > 8\%$  ist, und sonst 0,
  - $\alpha$  = Wert der Wirkungsvariablen vor der 8%-Schwelle,
  - $\gamma_1$  = Steigung der Beziehung zwischen  $ALQ^4$  und  $y$  diesseits der 8%-Schwelle,
  - $\gamma_2$  = Veränderung von  $\gamma_1$  beim Passieren der 8%-Schwelle,
  - $\delta$  = Wirkung von STMP bzw. Veränderung von  $\alpha$  an der Stelle, wo  $ALQ_i = 8\%$  ist,
  - $\varepsilon$  = unabhängig und identisch verteilte Zufallsvariable mit Erwartungswert 0, welche die Auswirkung nicht berücksichtigter Einflussfaktoren auffangen soll,
  - $t$  = Juli 2018 bis Dezember 2019.

Wenn die STMP die jeweilige Wirkungsvariable senken (erhöhen) soll, wie etwa im Falle der Arbeitslosigkeit, gilt die STMP dann als erfolgreich, wenn  $\delta$  ein negatives (positives) Vorzeichen aufweist. Man merke, dass bei unserem DiD-Ansatz, das diametrale Gegenteil in Bezug auf  $\delta$  gilt.

---

<sup>4</sup> Die Steigung bleibt die gleiche unabhängig davon, ob  $ALQ$  oder  $\overline{ALQ}$  den Regressor bildet.

An den tiefgestellten Indizes ist ferner zu erkennen, dass nur die Wirkungsvariable nach der Zeit  $t$  variiert. Das liegt daran, dass sich die Arbeitslosenquoten, die in (3) erscheinen und die Einteilung der Einzelberufe in die Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT bestimmen, auf den Zeitraum von April 2017 bis März 2018 bzw. vor dem Inkrafttreten der STMP beziehen und danach nicht mehr variieren können. Demzufolge handelt es sich beim RDD im vorliegenden Fall weitgehend um eine Querschnittsuntersuchung, da die Rechthandvariablen im Zeitablauf definitionsgemäss nicht variieren. In Bezug auf *Abbildung 2.1* gleicht RDD einem Vergleich zwischen den Punkten  $\alpha + \beta + \gamma + \delta$  und  $\alpha + \gamma$ .

Auch die Angemessenheit des RDD lässt sich empirisch testen. Eine Möglichkeit besteht darin, RDD auf die Zeiträume vor und nach einer Intervention anzuwenden. Wenn RDD angemessen ist, sollten die Ergebnisse bezogen auf die Zeiträume vor und nach einer Intervention statistisch voneinander signifikant abweichen. Sollte dies nicht der Fall sein, bedeutet das, dass eine allfällig festgestellte Wirkung einer Intervention eine andere Ursache haben muss, die mit der Intervention nicht im Zusammenhang steht.

Damit  $\delta$  den STMP-Effekt misst, sollten zudem die verglichenen Merkmalsträger in allen relevanten Hinsichten homogen und damit vergleichbar sein. Sofern die relevanten Merkmale statistisch erfasst sind, kann der verzerrende Einfluss bestehender Merkmalsunterschiede zwischen den Berufen durch die folgende Regressionsgleichung eliminiert werden.

$$y_{it} = \alpha + \theta' X_{it} + \gamma_1 \cdot \overline{ALQ}_i + \gamma_2 \cdot \overline{ALQ}_i \cdot ALQH_i + \delta \cdot ALQH_i + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Gleichungen (4) und (5) bilden sodann den methodischen Rahmen unserer RDD-Untersuchungen.

### 3. Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit

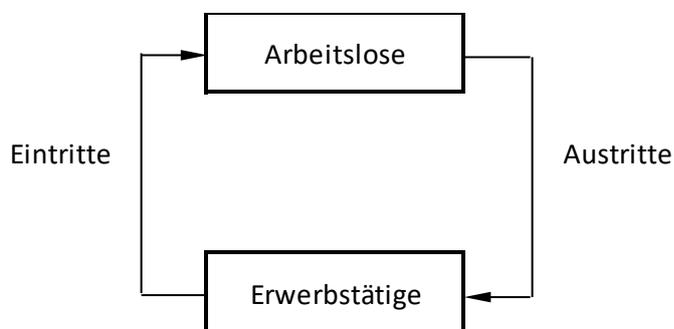
#### 3.1. Modelltheoretischer Rahmen

Das sogenannte Stock-Flow-Arbeitsmarktmodell<sup>5</sup> bildet den Analyserahmen unserer Untersuchung der Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit. Kennzeichnend an diesem Modell ist, dass es neben den üblichen Bestandsgrößen («stocks» auf Englisch) – wie der Zahl an Arbeitslosen oder offenen Stellen – auch die Stromgrößen («flows» auf Englisch) in Form von Eintritten in die Bestände und Austritten aus diesen heraus in den Mittelpunkt der Betrachtung zieht.

Das Stock-Flow-Modell ist vor allem aus arbeitsmarktpolitischen Gründen relevant, da viele arbeitsmarktpolitische Massnahmen an Stromgrößen direkt anknüpfen. So soll etwa die Kurzarbeitsentschädigung verhindern, dass Beschäftigte aus der Erwerbstätigkeit in die Arbeitslosigkeit überwechseln, während die STMP darauf abzielt, Austritte aus der Arbeitslosigkeit in die Erwerbstätigkeit zu fördern. Es liegt aus diesem Grund deshalb nahe, das Stock-Flow-Modell als unseren Analyserahmen zu wählen.

Es gibt zwei Grundformen des Stock-Flow-Modells: das geschlossene und das offene. Das geschlossene Modell gibt vor, in welche Bestände die Austritte aus einem Bestand hinführen und aus welchen die Eintritte in den Bestand stammen. *Abbildung 2.1* liefert ein Beispiel eines einfachen geschlossenen Stock-Flow-Modells des Arbeitsmarktes, die aus zwei Beständen besteht, dem Arbeitslosenbestand und dem Erwerbstätigenbestand.

*Abb. 3.1: Geschlossenes Stock-Flow-Modell der Arbeitslosigkeit mit zwei Beständen*



Das offene Modell hingegen lässt die Frage nach der Herkunft von Eintritten und dem Ziel von Austritten im Arbeitslosenbestand offen. In dieser Hinsicht ist es allgemeiner als das geschlossene Modell. *Abbildung 2.2* lässt den Unterschied zum geschlossenen Modell leicht erkennen. Unsere Untersuchung beruht auf dem offenen Modell.

*Abb. 3.2: Offenes Stock-Flow-Modell der Arbeitslosigkeit*



<sup>5</sup> Zu den verschiedenen Modellen der Arbeitslosigkeit vgl. etwa SHELDON (1993, 1998).

In beiden Modellen entsteht ein Gleichgewicht auf dem Arbeitsmarkt, wenn die Zahl der Eintritte in den Arbeitslosenbestand und die Anzahl der Austritte aus ihm heraus gerade die Waage halten. In diesem Fall bleibt die Höhe der Arbeitslosigkeit im Zeitablauf unverändert. Im offenen Modell lässt sich die gleichgewichtige ALQ\* wie folgt berechnen:<sup>6</sup>

$$\text{ALQ}^* = \text{Risiko} \times \text{Dauer} \quad (6)$$

Das in den Gleichungen erscheinende (Arbeitslosigkeits-)Risiko gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass eine Erwerbsperson in einer gegebenen Periode von Arbeitslosigkeit getroffen wird. Es wird am Verhältnis der Zahl der in einer gegebenen Periode in den Arbeitslosenbestand eintretenden Personen zur Zahl der Erwerbspersonen gemessen. Die Dauer hingegen gibt die durchschnittliche Länge einer kompletten Arbeitslosigkeitsepisode gemessen in Periodeneinheiten wieder. Das Arbeitslosigkeitsrisiko zeigt, wie häufig Arbeitslosigkeitsepisodes entstehen. Sie dient somit als Mass für die Zahl der Kündigungen und Entlassungen in einem gegebenen Zeitraum. Die Dauer hingegen fokussiert auf die Zeit nach der Entstehung von Arbeitslosigkeit. Sie misst die Länge der Stellensuche.

Gleichung (6) enthält eine wichtige Implikation. Sie zeigt, dass eine hohe ALQ sowohl aus einem hohen Arbeitslosigkeitsrisiko, verbunden mit einer kurzen Arbeitslosigkeitsdauer, als auch aus einer langen Dauer, gekoppelt mit einem niedrigen Risiko, resultieren kann.

Im ersten Fall ist die hohe Arbeitslosigkeit auf instabile Beschäftigungsverhältnisse zurückzuführen, die schnelle Stellenverluste, aber ebenso schnelle Wiedereingliederungen in den Erwerbsprozess zur Folge haben. Man spricht in diesem Fall von «hire-and-fire»-Arbeitsmärkten. Ein hohes Arbeitslosigkeitsrisiko zeugt von einem grossen Umschlag im Arbeitslosenbestand.

Im anderen Fall tritt Arbeitslosigkeit selten auf, aber, wenn sie entsteht, hält sie lange an. Die STMP hat eher diesen Fall im Sinne, da sie davon ausgeht, dass eine hohe ALQ auf Stellenknappheit zurückzuführen ist, die ihrerseits eine lange Stellensuchdauer zur Folge haben müsste. Wie aber Gleichung (6) zeigt, muss diese Schlussfolgerung in der Realität nicht zutreffen. Eine hohe ALQ kann lediglich eine Folge eines grossen Umschlags im Arbeitslosenbestand ohne Stellenknappheit sein. Wir kommen in *Kapitel 5*, wo die Resultate der vorliegenden Studie diskutiert werden, auf diesen Punkt nochmals zurück.

Eine zentrale Grösse bei einem Stock-Flow-Modell der Arbeitslosigkeit ist die sogenannte Hazardfunktion. Sie gibt die individuelle Wahrscheinlichkeit an, aus der Arbeitslosigkeit auszutreten in Abhängigkeit von der bisherigen Dauer der aktuellen Arbeitslosigkeitsepisode. Sie ist von zentralem Interesse bei einer Untersuchung der Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit, da das erklärte Ziel der STMP darin besteht, die Vermittlung von stellensuchenden Personen zu fördern. Die Hazardfunktion geht einen Schritt weiter und unterscheidet die Stellenaussichten noch nach der bisherigen Dauer, die ein Stellenloser im Arbeitslosenbestand

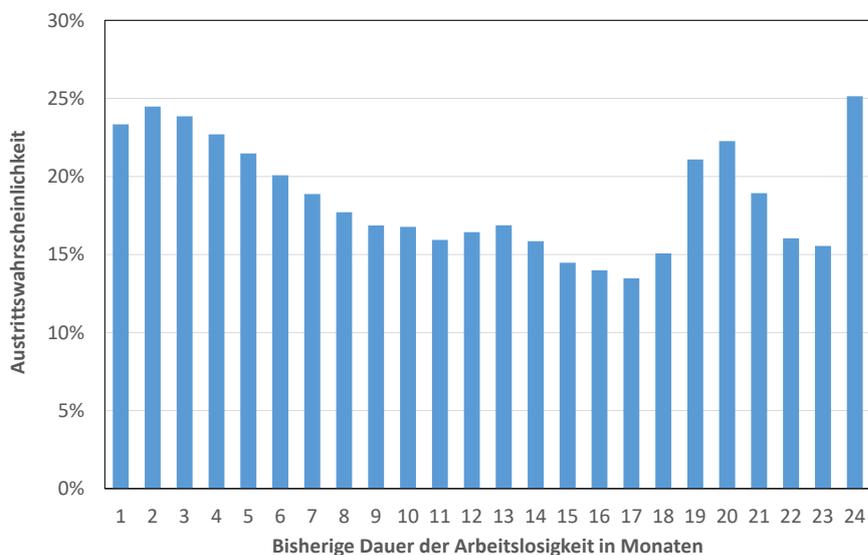
---

<sup>6</sup> Zur Herleitung der in diesem Abschnitt erscheinenden Formeln und formellen Zusammenhänge vgl. etwa CUENI/SHELDON (2012), SHELDON (1989, 1991, 1999, 2020) oder SHELDON/SHVARTSMAN (2018). Die Formeln beruhen auf Ergebnissen aus der mathematischen Theorie absorbierender Markov-Ketten, die der mit dem Wirtschaftsnobelpreis geehrte Ökonom Richard Stone in die Wirtschaftswissenschaften einführte. Aktuelle Monatszeitreihen der hier angesprochenen Grössen für die Gesamtschweiz finden sich unter <https://wwwz.unibas.ch/de/forschung/research-centers-research-networks/fs-arbeitsmarkt-und-industrieoekonomie/fruehindikatoren/>.

verbracht hat. Auf diese Weise entsteht ein differenzierteres Bild der Vermittlungsaussichten der Stellensuchenden.

Abbildung 3.3 präsentiert die Hazardfunktion aller Erwerbspersonen, die sich im Zeitraum von Januar 2017 bis Dezember 2019 in der Arbeitslosigkeit befanden. Die dort erscheinenden Säulen stellen Abgangs- oder sogenannte Hazardraten dar. Wie zu sehen ist, nehmen die Hazardraten (vertikale Achse) mit zunehmender Dauer einer Arbeitslosigkeitsepisode (horizontale Achse) im Allgemeinen ab. In der Arbeitsmarktforschung spricht man in diesem Zusammenhang von einer negativen Dauerabhängigkeit der Arbeitslosigkeit. Diese besagt, dass die Wahrscheinlichkeit aus der Arbeitslosigkeit auszutreten mit der Dauer der Arbeitslosigkeit fällt.

Abb. 3.3: Hazardfunktion der Arbeitslosen, Januar 2017 – Dezember 2019



Quelle: AVAM, eigene Berechnungen

Anmerkungen: Die Grafik stellt Hazardraten dar, welche die individuelle Wahrscheinlichkeit angeben, aus der Arbeitslosigkeit in Abhängigkeit von der bisherigen Dauer der laufenden Arbeitslosigkeitsepisode gemessen in Monaten.

Negative Dauerabhängigkeit kann zweierlei Ursachen haben.<sup>7</sup> Zum einen kann die Arbeitslosigkeit selbst verantwortlich sein, sei es, weil berufliche Qualifikationen aufgrund langanhaltender Erwerbslosigkeit verloren gehen, oder sei es, weil Arbeitgeber hinter Langzeitarbeitslosigkeit spezielle Mängel vermuten. Zum anderen kann es eine Folge der unterschiedlichen Voraussetzungen, welche Arbeitslose mit sich bringen. In diesem Fall treten Personen mit besseren Voraussetzungen schneller aus der Arbeitslosigkeit heraus und geben den Anschein, dass die Länge der Stellenlosigkeit für eine negativ geneigte Hazardfunktion verantwortlich ist, wenn sie in Wirklichkeit der Heterogenität der Stellensuchenden geschuldet ist.

Die Frage, ob die Länge der Arbeitslosigkeit oder die Heterogenität der Stellensuchenden für den negativen Verlauf der Hazardfunktion verantwortlich ist, besitzt grosse arbeitsmarktpolitische Relevanz. Denn, wenn die Ursache in langanhaltender Arbeitslosigkeit liegt, ist die Arbeitsmarktpolitik angehalten, möglichst schnell zu reagieren, um fortgesetzte Stellenlosigkeit

<sup>7</sup> Vgl. hierzu HECKMAN/BORJAS (1980).

und ihre negativen Effekte zu verhindern. Ist aber die Heterogenität der Stellensuchenden massgebend, kann sich die Arbeitsmarktpolitik bei der Ergreifung von Massnahmen, welche die vermittlungsbehinderten Faktoren beseitigen sollen, im Prinzip Zeit lassen, ohne dass die grundsätzliche Vermittelbarkeit der Betroffenen dadurch Schaden nimmt. Auf diese Problematik wird in dieser Studie nicht weiter eingegangen.

Wir sehen in *Abbildung 3.3* aber auch, dass nach 11, 17 und 23 Monaten die Hazardfunktion kurz ansteigt. Dies hängt mit dem Auslaufen der Taggeldansprüche zusammen. Je nach Alter, Beitragszeit und einer allfälligen Unterhaltspflicht beträgt die maximale Bezugsdauer von Taggeldern 12, 18 oder 24 Monate. Nach Erlöschen des Taggeldanspruchs bleiben manche Arbeitslose dem RAV fern und werden deshalb nicht weiter erfasst. Dies hat ein Ansteigen der Hazardfunktion an diesen Stellen zur Folge. Ausgesteuerte werden allerdings weiterhin erfasst, solange sie sich bei einem RAV noch melden, und bewirken in diesem Fall kein Ansteigen der Hazardraten.

Auf Basis der in *Abbildung 3.3* erscheinenden Hazardraten lässt sich die zugehörige sogenannte Verbleibfunktion bestimmen.<sup>8</sup> Diese gibt den Anteil der Mitglieder einer Arbeitslosenkohorte<sup>9</sup> an, die sich nach einer Anzahl von Perioden immer noch in der Arbeitslosigkeit befinden.

*Abbildung 3.4* stellt die Verbleibfunktion für alle im Zeitraum von Januar 2017 bis Dezember 2019 in der Arbeitslosigkeit befindlichen Personen dar. Wie anhand der Grafik zu erkennen ist und nicht anders zu erwarten war, nimmt der Anteil der im Arbeitslosenbestand Verbliebenen (vertikale Achse) mit der verstrichenen Zeit (horizontale Achse) ab. Spätestens nach 24 Monaten sind die meisten Stellensuchenden aus dem Arbeitslosenbestand wieder ausgetreten. Die Hälfte (50%) ist sogar schon nach etwa 2,5 Monaten nicht mehr arbeitslos. Bei radioaktiven Materien spricht man in diesem Zusammenhang von der Halbwertszeit eines Materials. Sie entspricht im vorliegenden Fall auch der Mediandauer der Arbeitslosigkeit, unterhalb welcher die eine Hälfte aller Arbeitslosigkeitsepisoden und oberhalb welcher die andere Hälfte endet.

Auf Basis einer Verbleibfunktion lässt sich die in Gleichung (6) erscheinende Dauer berechnen.<sup>10</sup> Sie entspricht der Fläche unter der Verbleibfunktion bzw. der Summe der in *Abbildung 3.4* erscheinenden Säulen. So gesehen lässt sich auf Basis von Hazardraten mittels der Verbleibfunktion die Dauer einer durchschnittlichen Arbeitslosigkeitsepisode ermitteln. Da die Arbeitslosenepisoden hierzulande linkssteil und rechtsschief verteilt sind, liegt die durchschnittliche Dauer über der Mediandauer, und zwar um rund das Zweifache.

Die Berechnung der durchschnittlichen Dauer mit Hilfe von Hazardraten wird in *Abschnitt 3.3*, wo unsere Befunde betreffend die Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit präsentiert werden, von Nutzen sein.

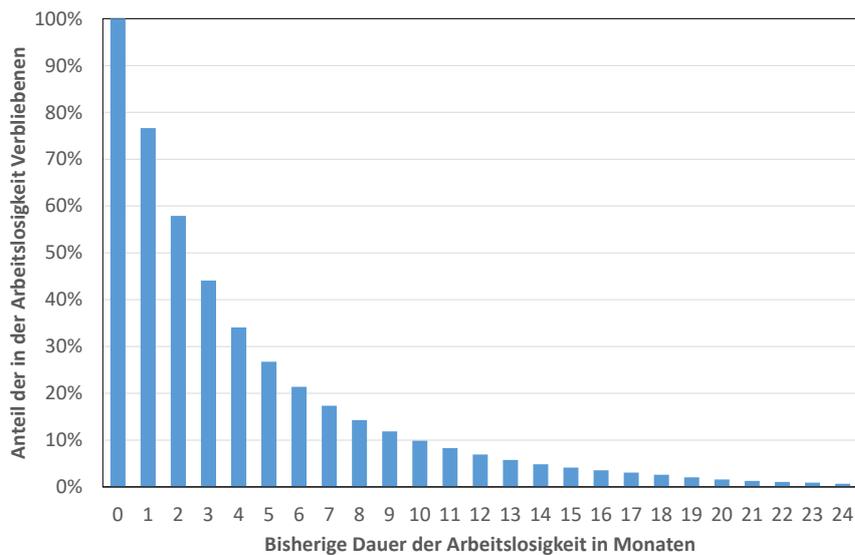
---

<sup>8</sup> Die Formel für den  $k$ -ten Wert der Verbleibfunktion  $S$  in diskreter Zeit lautet  $S(k) = \prod_{t=0}^k [1 - h(t)]$ , wobei  $h(t)$  die Hazardrate für die Dauerklasse  $t$  darstellt.

<sup>9</sup> Bei einer Arbeitslosenkohorte handelt es sich um Erwerbspersonen, die im gleichen Zeitraum (hier ein Kalendermonat) in die Arbeitslosigkeit traten.

<sup>10</sup> Die Formel lautet  $\sum_{k=0}^{24} \prod_{t=0}^k [1 - h(t)]$ .

Abb. 3.4: Verbleibfunktion der Arbeitslosen, Januar 2017 – Dezember 2019



Quelle: AVAM, eigene Berechnungen

Anmerkungen: Die Grafik stellt Verbleibraten dar, welche die individuelle Wahrscheinlichkeit angeben, sich noch in der Arbeitslosigkeit zu befinden, in Abhängigkeit von der bisherigen Dauer der laufenden Arbeitslosigkeitsepisode, gemessen in Monaten.

An dieser Stelle ist darauf hinzuweisen, dass ein Austritt aus der Arbeitslosigkeit nicht notwendigerweise in die Erwerbstätigkeit führt. Stellenlose können sich aus dem Erwerbsleben zurückziehen, sich ungemeldet weiter nach Arbeit suchen oder vor allem bei Ausländern auswandern. Dies sehen wir aber nicht als Schwäche an. Zum einen ist darauf zu hinzuweisen, dass die STMP in erste Linie die registrierte Arbeitslosigkeit senken soll und es zunächst ohne Belang ist, weshalb sie fällt, zumal unsere Untersuchung nur jenen Rückgang erfasst, die mit dem Inkrafttreten der STMP korreliert. Abgänge aus der Arbeitslosigkeit, die keinen Bezug zur STMP haben, wirken in unserer Analyse nicht.

Zum anderen ist anhand von *Abbildung 3.3* und *3.4* zu erkennen, dass die meisten Arbeitslosen in Monaten aus der Arbeitslosigkeit austreten, in denen die maximale Taggeldbezugsdauer noch nicht erreicht ist. Dass es sich dabei um freiwillige Abmeldungen bei einem RAV und somit um einen Verzicht auf Taggeld handeln könnte, scheint uns nicht naheliegend. Ferner ist anzumerken, dass die Hazardraten nur nach 18 bzw. 24 Monaten Arbeitslosigkeit deutlich ansteigen (vgl. *Abbildung 3.3*), wo aber nur wenige Personen noch arbeitslos sind (vgl. *Abbildung 3.4*). Vor diesem Hintergrund gehen wir davon aus, dass es bei der überwiegenden Mehrzahl der Austritte aus der Arbeitslosigkeit um Übertritte in die Erwerbstätigkeit handelt.

## 3.2. Datenbasis

### 3.2.1. Grundgesamtheit

Die Datengrundlage unserer Untersuchung der Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit bildet das vom Seco geführte System der Arbeitsvermittlung und Arbeitsmarktstatistik (AVAM), das seit 1990 sämtliche bei einem Arbeitsamt<sup>11</sup> registrierte Episoden von Arbeitslosigkeit bzw. Stellensuche in der Schweiz erfasst.

Nicht alle Stellensuchenden, die bei einem RAV gemeldet sind, werden aber in der Arbeitsmarktstatistik als Arbeitslose ausgewiesen. Um als arbeitslos gezählt zu werden, müssen gemeldete Stellensuchende in Einklang mit internationalen Konventionen (i) keine Stelle haben und (ii) sofort vermittelbar sein. Daneben gibt es aber registrierte Stellensuchende, die eine Stelle haben und/oder nicht sofort vermittelbar sind. Diese Personen lassen sich in zwei Gruppen unterteilen: (i) Teilnehmende an einem Zwischenverdienst, einem Beschäftigungsprogramm oder einer Umschulung- bzw. Weiterbildungsmassnahme, die wir als Teilnehmende an einer aktiven arbeitsmarktpolitischen Massnahme (AAM) bezeichnen, und (ii) sonstige nichtarbeitslose Stellensuchende. Zur letzteren Gruppe zählen Personen mit Einarbeitungszuschüssen, mit Pendler- und Wochenaufenthalterbeiträgen, mit Leistungen zur Förderung der selbständigen Erwerbstätigkeit sowie Personen, die wegen Krankheit, Militärdienst oder aus anderen Gründen nicht sofort vermittelbar sind oder sich noch in der Kündigungsfrist befinden. Diese machen im Durchschnitt etwa 8% aller gemeldeten Stellensuchenden aus, während die nichtarbeitslosen AAM-Teilnehmenden einen Anteil von 19% und die arbeitslosen Stellensuchenden oder einfach Arbeitslose einen Anteil von 73% bilden. Im Folgenden wird die kleinste Gruppe von Personen nicht weiter berücksichtigt, da entweder keine Stellenlosigkeit besteht oder weil diese nicht arbeitsmarktbedingt ist.

In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, ob es sinnvoll sei, neben arbeitslosen Stellensuchenden (= Arbeitslose) auch nicht arbeitslose AAM-Teilnehmende in die Wirkungsanalyse einzubeziehen. AAM-Teilnehmende sind aufgrund der Teilnahme in der Regel nicht sofort vermittelbar und können als Folge auf eine infolge der STMP verbesserte Vermittlungssituation nicht umgehend reagieren. Wenn sich keine Wirkung der STMP bei Arbeitslosen nachweisen lässt, dürfte dies erst recht bei AAM-Teilnehmenden gelten.

Andererseits ist zu bedenken, dass die Einteilung der bei einem RAV gemeldeten Stellensuchenden in arbeitslose und nichtarbeitslose Stellensuchende ab März 2018 teilautomatisiert wurde, was unter anderem einen leichten Rückgang der Arbeitslosenzahl zur Folge hatte. Damit dies unsere Ergebnisse nicht beeinflusst, haben wir unsere empirische Untersuchung auch auf die Gruppe von Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden ausgeweitet.

Wir führen unsere Untersuchung auf dem Niveau von Einzelpersonen durch. Das heisst, dass Einzelpersonen die Merkmalsträger bzw. Beobachtungseinheiten unserer Untersuchung bilden. Dies sorgt für eine möglichst grosse Stichprobe und lässt somit eindeutigere und exaktere Resultate erwarten.

---

<sup>11</sup> Die RAVs entstanden erst ab 1996.

Wir beschränken unsere Untersuchung der Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit mit Hilfe des DiD-Ansatzes auf den Zeitraum von Januar 2017 bis Dezember 2019, um den Einfluss allfälliger im Untersuchungszeitraum auftretender Störfaktoren möglichst auszuschliessen. Unser Beobachtungszeitraum besteht somit aus jeweils 18 Monaten vor und nach dem Inkrafttreten der STMP im Juli 2018.

Der RDD-Ansatz hingegen beschränkt sich methodenbedingt auf den Zeitraum nach dem Inkrafttreten der STMP im Juli 2018, umfasst also lediglich 18 Monate.

### 3.2.2. Wahl der Wirkungsvariablen

Die in *Abbildung 3.3* erscheinenden Hazardraten, auf denen die Arbeitslosigkeitsdauer beruht, dienen als Wirkungsvariablen in unserer Studie. Es mag zunächst erscheinen, dass die Arbeitslosenquote die näherliegende Wahl wäre, da die STMP die Arbeitslosigkeit senken soll. Doch mehrere Faktoren sprechen gegen diesen Schritt.

Zum einen wirkt die STMP unmittelbar auf die Hazardraten und nicht auf die laufende ALQ, wie LALIVE/LEHMANN (2019, S. 27) in ihrer Vorstudie zu unserer Untersuchung betonen. Zudem zeigt Gleichung (6) in *Abschnitt 3.1*, dass die Höhe der ALQ auch vom Arbeitslosigkeitsrisiko abhängt. Das heisst, die laufende ALQ müsste erst um die Effekte allfälliger Veränderungen des Arbeitslosigkeitsrisikos bereinigt werden, bevor sie als Wirkungsvariable dienen könnte.

Zum anderen ist anzumerken, dass sich Veränderungen der Arbeitslosigkeitsdauer sofort in der gleichgewichtigen ALQ\* und nicht in der laufenden ALQ niederschlagen. LALIVE und LEHMANN (2019) schätzen, dass es mindestens 7 Monate dauert, bis Veränderungen der gleichgewichtigen ALQ\* in der laufenden ALQ zu 80% zu Buche schlagen.<sup>12</sup> Aber daraus zu schliessen, dass erst diese Zeit abgewartet werden muss, um Wirkungen der STMP in der laufenden ALQ zu finden, wäre falsch, denn in der Zwischenzeit können auch andere Einflussfaktoren sowohl die gleichgewichtige ALQ\* als auch die Anpassungsdauer verändern. Diese Effekte empirisch auseinanderzuhalten, dürfte kaum gelingen. Und stattdessen die gleichgewichtige ALQ\* als Wirkungsvariable zu verwenden, bringt auch keine Abhilfe, da dann immer noch unklar bleibt, ob Risiko oder Dauer hinter einer Veränderung von ALQ\* steht.

Es kommt noch erschwerend hinzu, dass die Qualität der ALQ auch von der Verlässlichkeit der Erwerbspersonenzahl abhängt, welche den Nenner der Quoten bildet. Berufsbezogene Erwerbspersonenzahlen dürften aber sehr unzuverlässig sein, da zum einen Berufswechsel von Erwerbspersonen auf der Ebene der Fünfstellerberufe der SBN 2000 häufig vorkommen<sup>13</sup> und zum anderen die Erwerbspersonenzahlen, die zur Berechnung der ALQ Verwendung finden, nur in grösseren zeitlichen Abständen ermittelt werden.

Vor diesem Hintergrund sind Hazardraten eindeutig die ALQ vorzuziehen, zumal man die damit verbundene Dauer der Arbeitslosigkeit mittels der zugehörigen Verbleibfunktion berech-

---

<sup>12</sup> Die Praxis zeigt, dass die vollständige Anpassungsdauer in Wirklichkeit bei rund 5 Monaten liegt. Vgl. hierzu SHELDON/SHVARTSMAN (2018), S. 33, Abb. 12.

<sup>13</sup> Vgl. hierzu SHELDON (2005).

nen lässt. Festgestellte Auswirkungen der STMP auf die Hazardraten lassen sich somit in Veränderungen der Arbeitslosigkeitsdauer und anhand von Gleichung (6) noch in Veränderungen der gleichgewichtigen ALQ\* übersetzen. Zudem eignet sich die Dauer besser für eine allfällige Kosten-Nutzen-Analyse der STMP. In diesem Fall besteht der Nutzen aus der durch eine allfällige Dauerverkürzung eingesparten Arbeitslosenentschädigung, die den Kosten der STMP gegenüber zu stellen wäre.

Genau genommen stellt unsere Wirkungsvariable eine sogenannte Dummy- oder 0-1-Variablen da, die angibt, ob ein Stellensuchender einer gegebenen Dauerklasse in einer bestimmten Periode aus der Arbeitslosigkeit austrat (= 1) oder nicht (= 0). Der Erwartungswert der Dummy-Variablen stellt eigentlich die Hazardrate dar.

Wir schätzen diesen Erwartungswert für jede Dauerklasse einzeln. Ein solches Vorgehen hat mehrere Vorteile. Zum einen ergibt sich daraus eine möglichst grosse Anzahl von Beobachtungen, da eine Beobachtungseinheit aus einer Einzelperson und keinem Aggregat aus Einzelpersonen besteht. Zum anderen erscheint jeder Arbeitslose nur einmal in einer Gleichung, was allfällige intrapersonale Autokorrelation vermeidet, welche die Ergebnisse verzerren könnte. Schliesslich lässt sich die Auswirkung der STMP auf diese Weise nach einzelnen Dauerklassen untersuchen. Es könnte nämlich sein, dass die STMP bei Kurzarbeitslosen anders wirkt als bei Langzeitarbeitslosen. Mit unserem Ansatz lässt sich das überprüfen.

Es ist grundsätzlich denkbar, dass sich die STMP auch auf das Arbeitslosigkeitsrisiko auswirkt. Da die STMP aufgrund des administrativen Mehraufwands für die Unternehmen die Kosten der Besetzung einer neuen Stelle erhöht, ist es möglich, dass die STMP Anbieter von Stellen in meldepflichtigen Berufen dazu bewegt, Beschäftigte in diesen Berufen seltener zu entlassen, um die gestiegenen Rekrutierungskosten bei einer Wiederbesetzung zu vermeiden. In diesem Fall müsste die STMP zur Folge haben, dass die betreffenden Unternehmen seltener oder weniger Beschäftigten in diesen Berufen entlassen als sonst, was eine Senkung des Arbeitslosigkeitsrisikos in diesen Berufen zur Folge hätte.

Umgekehrt wäre es auch vorstellbar, dass sich der durch die STMP verursachte Mehraufwand für die Firmen lohnt, indem sie zu dauerhafteren Vermittlungen führt, was unter gleichbleibenden Bedingungen ebenfalls das Arbeitslosigkeitsrisiko senken müsste.

Egal welcher Effekt letztlich dominiert, beide müssten die Stabilität der Beschäftigungsverhältnisse in den meldepflichtigen Berufen erhöhen, was einer Erhöhung der mittleren Dauer der Beschäftigung in diesen Berufen gleichkäme. Wenn aber sich die Dauer der Beschäftigung erhöht, muss sich in einem geschlossenen Stock-Flow-Arbeitsmarktmodell (vgl. *Abbildung 3.1*) unter sonst gleichbleibenden Bedingungen auch die Dauer der Arbeitslosigkeit erhöhen.<sup>14</sup> Das heisst allfällige, durch eine Stabilisierung der Beschäftigung bewirkte Senkungen des Arbeits-

---

<sup>14</sup> Infolgedessen hat eine Stabilisierung der Beschäftigung nicht notwendigerweise eine verstärkte Ausschöpfung des inländischen Erwerbspotentials zur Folge, sondern kann lediglich zu einer verstärkten Ausgrenzung der Stellenlosen ohne Auswirkungen auf das Ausmass der Arbeitslosigkeit führen.

losigkeitsrisikos müssten sich in einer Erhöhung der Arbeitslosigkeitsdauer bzw. in einer Senkung der der Dauer zugrundeliegenden Hazardraten äussern.<sup>15</sup> Folglich müsste die Wahl dauerstpezifischer Hazardraten als Wirkungsvariable auch diese Effekte aufspüren können.<sup>16</sup>

### 3.2.3. Beschreibung der Ziel- und Vergleichsgruppen

Wie die Ausführungen in *Kapitel 2* andeuteten, unterteilen wir die Berufe in drei Gruppen:

- sogenannte Fünfstellerberufe der Schweizerischen Berufsnomenklatur (SBN) 2000, deren beobachtete ALQ im Durchschnitt der Monate April 2017 bis März 2018 8% überstieg, und wir als ALQH (hohe ALQ) bezeichnen,
- solche, deren durchschnittliche ALQ in diesem Zeitraum über 5% aber höchstens 8% betrug und die wir zu ALQM (mittlere ALQ) abkürzen, sowie
- die restlichen Berufe, die ALQT (tiefe ALQ) genannt werden.

Die erste Gruppe bildet die bisherigen meldepflichtigen Berufe, die zweite diejenigen Berufe, die bei sofortiger Anwendung des 5%-Schwellenwertes meldepflichtig geworden wäre, und die dritte die sonstigen Berufe.

Da gemäss LALIVE/LEHMANN (2019, S. 5) grundsätzlich alle bei einem RAV gemeldeten Stellensuchenden die im Job-Room veröffentlichten meldepflichtigen Stellen suchen und anschauen können, erfolgte die Einteilung der Stellensuchenden in die drei Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT gemäss dem gesuchten Beruf. Wenn der an erster, zweiter oder dritter Stelle gesuchte Beruf im Zeitraum Juli 2018 bis Dezember 2019 meldepflichtig war, wird der betreffende Merkmalsträger der Gruppe ALQH zugeordnet. Trifft dies nicht zu, und betrug die durchschnittliche ALQ eines der gesuchten Berufe im Zeitraum von April 2017 bis März 2018 mehr als 5 Prozent aber nicht mehr als 8 Prozent, ist der betreffende Merkmalsträger der Gruppe ALQM zugeteilt worden. Die verbleibenden gesuchten Berufe sind der Gruppe ALQT zugordnet worden. Fehlten Angaben zum gesuchten Beruf, erfolgte die Zuteilung gemäss dem zuletzt ausgeübten Beruf. Auf diese Weise konnten alle bei einem RAV gemeldeten Stellensuchenden einer Gruppe eindeutig zugewiesen werden.

*Abbildung 3.5* vergleicht nun die Anteile der drei Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT am Arbeitslosen- und Erwerbstätigenbestand. Wie die Grafik zeigt, waren Erwerbstätige in den ALQH-Berufen im Zeitraum von April 2017 bis März 2018, gemessen an ihrer Präsenz im Erwerbstätigenbestand, um mehr als das Dreifache (= 25% / 8%) und Beschäftigte in den ALQM-Berufen um fast das Zweifache (= 24% / 14%) im Arbeitslosenbestand übervertreten. Obwohl Beschäftigten in den ALQH- und ALQM-Berufen lediglich rund ein Fünftel (= 8% + 14%) aller

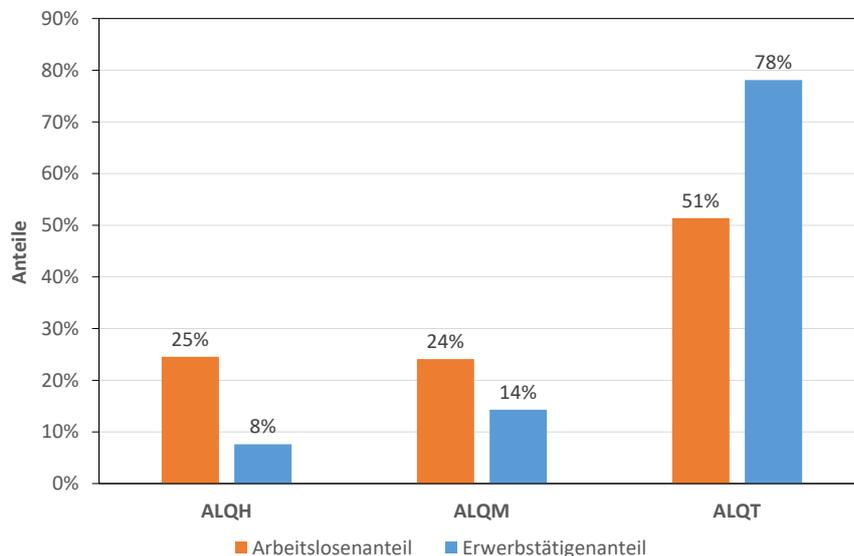
---

<sup>15</sup> Der entscheidende Unterschied zwischen den Folgen der hier betrachteten Stabilisierung der Beschäftigung und den weiter oben untersuchten Konsequenzen einer Senkung der Dauer der Arbeitslosigkeit besteht darin, dass eine Stabilisierung sowohl die Eintritte in einen Bestand als auch die Austritte aus ihm heraus beeinflusst, während eine Senkung der Dauer in einem Bestand nur die Austritte aus ihm heraus direkt tangiert.

<sup>16</sup> Die zeitliche Entwicklung des Arbeitslosigkeitsrisikos (vgl. *Abbildung 5.2* in *Kapitel 5*) in den drei Berufsgruppen weist nicht darauf hin, dass die STMP das Arbeitslosigkeitsrisiko in den meldepflichtigen Berufen gesenkt hat. Eine im Vorfeld dieser Studie durchgeführte DiD-Untersuchung der in *Abbildung 5.2* erscheinenden Kurven bestätigt auch diesen Eindruck.

Erwerbstätigen ausmachen, bilden sie gemäss der Grafik knapp die Hälfte (= 25% + 24%) aller Arbeitslosen.

Abb. 3.5: Vergleich der Anteile der Berufsgruppen am Arbeitslosen- und Erwerbstätigenbestand, April 2017 – März 2018



Quelle: Seco, eigene Berechnungen

*Tabelle 3.1* vergleicht nun die Merkmalsprofile der Erwerbstätigen in den drei Berufsgruppen vor und nach dem Inkrafttreten der STMP im Juli 2018. Die dort aufgelisteten Merkmale dienen als Kontrollvariablen  $X$  in den Regressionsgleichungen (3) und (5). Bis auf das Merkmal «Alter» stellen die Werte Anteile dar, anhand derer man die Merkmalsprofile der drei Berufsgruppen vergleichen kann.

Des Weiteren ist zu erwähnen, dass sich *Tabelle 3.1* ausschliesslich auf Zugangskohorten in den jeweiligen Zeiträumen bezieht. Würde man stattdessen die Zusammensetzung der Bestände betrachten, würden Merkmale, welche die Dauer der Arbeitslosigkeit verlängern, im Vergleich zu ihrer Präsenz in einer Zugangskohorte übervertreten erscheinen.<sup>17</sup> Durch das Konzentrieren auf Zugangskohorten im Moment ihrer Eintritte in die Bestände, bekommt man ein unverfälschtes Bild der Merkmalsprofile der neu arbeitslos gewordenen Personen, die eine Stelle in einem bestimmten Beruf suchen.

Wie anhand der Anteile nun zu erkennen ist, handelt es sich bei Personen, die eine Stelle in einem ALQH-Beruf suchen, vermehrt um vergleichsweise niedrig qualifizierte (Sekundar I) Hilfsarbeiter aus einem Land ausserhalb des nördlichen EU/EFTA-Raumes, die eine befristete Stelle im Bau- oder Gastgewerbe suchen.

Die offensichtlichen Merkmalsunterschiede, die in *Tabelle 3.1* zwischen den drei Berufsgruppen deutlich in Erscheinung treten, sprechen tendenziell gegen den Einsatz des RDD, der davon ausgeht, dass die Personen, die sich gerade diesseits und jenseits der 8%-Schwelle befinden, sehr ähnliche Merkmalsprofile aufweisen.

<sup>17</sup> In Bezug auf Arbeitslose hat SALANT (1977) erstmalig auf diesen Effekt hingewiesen.

Ein intertemporaler Vergleich zeigt ferner, dass sich die Merkmalsunterschiede zwischen den drei Gruppen nach dem Inkrafttreten der STMP kaum veränderten. Das begünstigt eine unter Ausschaltung eines STMP parallele Entwicklung der Wirkungsvariablen bei den drei Berufsgruppen und erhöht somit die Aussagekraft der mit dem DiD-Ansatz erzielten Resultate.

Tab. 3.1: Mittleres Merkmalsprofil der Arbeitslosen der drei Berufsgruppen vor und nach dem Inkrafttreten der STMP

	Januar 2017 - Juni 2018			Juli 2018 - Dezember 2019		
	ALQH	ALQM	ALQT	ALQH	ALQM	ALQT
<b>Allgemein</b>						
Alter	37.70	36.48	37.73	38.91	36.94	36.69
weibliches Geschlecht	0.402	0.468	0.447	0.394	0.417	0.467
verheiratet	0.453	0.361	0.372	0.473	0.367	0.343
<b>Bildungsstand</b>						
Sekundar I	0.390	0.164	0.113	0.394	0.192	0.135
Sekundar II (Schule)	0.064	0.061	0.074	0.076	0.060	0.082
Sekundar II (Anlehre, Lehre)	0.379	0.522	0.423	0.364	0.484	0.426
Tertär (höhere Berufsbildung)	0.027	0.058	0.084	0.030	0.057	0.082
Tertär (Hochschule)	0.059	0.141	0.241	0.063	0.160	0.218
keine Angaben	0.081	0.053	0.065	0.073	0.046	0.057
<b>Nationalität</b>						
Schweizer	0.384	0.616	0.628	0.360	0.571	0.629
EU nord	0.077	0.095	0.126	0.078	0.099	0.119
EU süd	0.245	0.151	0.112	0.251	0.171	0.109
EU ost	0.048	0.023	0.029	0.055	0.028	0.030
Resteuropa	0.144	0.068	0.048	0.147	0.076	0.052
Nordamerika	0.001	0.002	0.004	0.001	0.002	0.003
Südamerika	0.020	0.014	0.014	0.021	0.014	0.014
Afrika	0.042	0.017	0.023	0.046	0.021	0.024
Asien und Pazifik	0.038	0.013	0.016	0.040	0.017	0.019
keine Angaben zur Nationalität	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000
Aufenthalter	0.273	0.143	0.159	0.279	0.152	0.148
Niedergelassene	0.284	0.214	0.188	0.295	0.240	0.194
<b>Wohnkanton</b>						
AG	0.087	0.082	0.069	0.092	0.081	0.079
AI	0.001	0.001	0.000	0.001	0.001	0.001
AR	0.004	0.004	0.004	0.005	0.004	0.005
BE	0.099	0.097	0.086	0.104	0.090	0.094
BL	0.024	0.030	0.028	0.026	0.022	0.027
BS	0.025	0.022	0.025	0.024	0.021	0.029
FR	0.048	0.049	0.046	0.043	0.050	0.043
GE	0.041	0.058	0.114	0.045	0.064	0.098
GL	0.004	0.004	0.003	0.004	0.003	0.003
GR	0.038	0.014	0.011	0.031	0.016	0.013
JU	0.009	0.009	0.010	0.010	0.011	0.010
LU	0.041	0.040	0.032	0.037	0.037	0.035
NE	0.030	0.028	0.033	0.025	0.027	0.027
NW	0.003	0.003	0.003	0.003	0.003	0.003
OW	0.003	0.002	0.002	0.002	0.002	0.002
SG	0.064	0.046	0.035	0.062	0.045	0.041
SH	0.012	0.011	0.007	0.012	0.010	0.009
SO	0.036	0.036	0.028	0.031	0.025	0.030
SZ	0.012	0.012	0.011	0.012	0.010	0.010
TG	0.032	0.031	0.023	0.033	0.030	0.026
TI	0.049	0.037	0.039	0.048	0.044	0.038
UR	0.003	0.002	0.001	0.004	0.002	0.001
VD	0.110	0.117	0.159	0.112	0.139	0.151
VS	0.062	0.060	0.047	0.065	0.075	0.047
ZG	0.010	0.015	0.012	0.011	0.015	0.013
ZH	0.153	0.190	0.172	0.159	0.176	0.166

Tab. 3.1: Mittleres Merkmalsprofil der Arbeitslosen der drei Berufsgruppen vor und nach dem Inkrafttreten der STMP (Fortsetzung)

	Januar 2017 - Juni 2018			Juli 2018 - Dezember 2019		
	ALQH	ALQM	ALQT	ALQH	ALQM	ALQT
<b>Gesuchte Stellenart</b>						
Teilzeitstelle	0.057	0.078	0.092	0.052	0.067	0.080
befristete Anstellung	0.026	0.011	0.010	0.026	0.013	0.010
Berufswechsel	0.179	0.240	0.177	0.186	0.251	0.174
<b>Stellung im Beruf</b>						
Selbständige	0.003	0.003	0.003	0.003	0.003	0.003
Kader	0.018	0.050	0.066	0.020	0.055	0.063
Facharbeiter	0.463	0.689	0.731	0.493	0.687	0.729
Hilfsarbeiter	0.442	0.182	0.122	0.463	0.201	0.122
Lehrling	0.022	0.029	0.028	0.012	0.032	0.041
Praktikant	0.022	0.020	0.023	0.009	0.022	0.041
keine Angaben	0.031	0.026	0.027	0.000	0.000	0.000
<b>Mobilitätsbereitschaft</b>						
immobil	0.012	0.009	0.010	0.011	0.010	0.010
pendelbereit	0.956	0.950	0.951	0.957	0.951	0.951
umzugsbereit	0.031	0.036	0.033	0.029	0.034	0.034
auswanderungsbereit	0.002	0.005	0.005	0.003	0.005	0.005
<b>Branche</b>						
Landwirtschaft	0.013	0.005	0.008	0.015	0.006	0.008
verarbeitende Industrie	0.137	0.114	0.121	0.146	0.115	0.117
Dienstleistungen	0.366	0.570	0.495	0.371	0.569	0.520
Grundstoffe	0.006	0.006	0.007	0.006	0.005	0.007
Baugewerbe	0.154	0.129	0.075	0.176	0.165	0.073
Gastgewerbe	0.209	0.027	0.024	0.212	0.025	0.024
Staat	0.076	0.115	0.236	0.074	0.115	0.251
keine Angaben	0.039	0.034	0.034	0.000	0.000	0.000
<b>Anzahl Beobachtungen</b>	194 394	117 755	152 068	177 588	95 848	171 678

### 3.3. Ergebnisse

#### 3.3.1. Difference-in-Differences

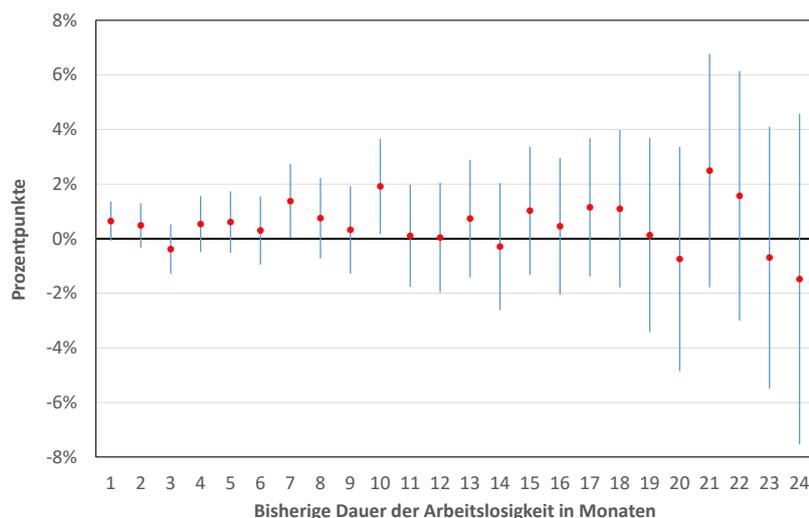
Wir testen zunächst, ob unsere Daten die vom DiD-Ansatz unterstellte parallele Entwicklung des Wertes der Wirkungsvariablen zumindest für den Zeitraum vor dem Inkrafttreten der STMP stützen.<sup>18</sup> Dabei wenden wir Gleichung (2) aus *Abschnitt 2.1* an und unterteilen die 18 Monate vor dem Inkrafttreten der STMP in folgende drei Teilzeiträume:

- Januar 2017 bis Juni 2017,
- Juli 2017 bis Dezember 2017 und
- Januar 2018 bis Juni 2018.

Die letzte Periode dient als Bezugszeitraum, worauf sich die Werte der in Gleichung (2) erscheinenden Parameter  $\alpha$  (Durchschnittshazardraten der ALQH-Beruf),  $\beta_M$  (Abweichung der Hazardraten der ALQM-Berufe von  $\alpha$ ) und  $\beta_T$  (Abweichung der Hazardraten der ALQT-Berufe von  $\alpha$ ) beziehen.

Wenn sich die Hazardraten einer Dauerklasse in den 18 Monaten vor dem Inkrafttreten der STMP parallel entwickelten, sollte der Wert der Parameter  $\beta_M$  und  $\beta_T$  von Periode zur Periode nicht variieren (Nullhypothese). Davon ist auszugehen, wenn sich die Schätzungen der Parameter  $\delta_M$  und  $\delta_T$  statistisch von null nicht signifikant unterscheiden. Wie die nachfolgenden Grafiken nun zeigen, tun sie Letzteres nur in Bezug auf die Berufsgruppe ALQM. Im Hinblick auf die Berufsgruppe ALQT hingegen ist die Nullhypothese mehrheitlich zu verwerfen. Infolgedessen verwenden wir im Folgenden nur die Berufsgruppe ALQM als Vergleichsgruppe für die Gruppe ALQH der stellenpflichtigen Berufe.

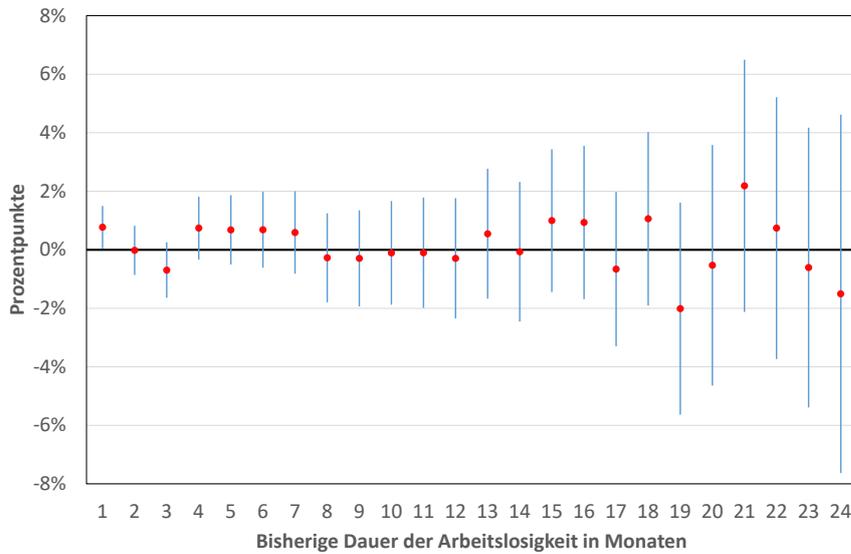
*Abb. 3.6: Test der parallelen Entwicklung der 24 dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017<sup>19</sup>*



<sup>18</sup> Die kompletten Ergebnisse erscheinen in *Tab. A5* in *Anhang A*.

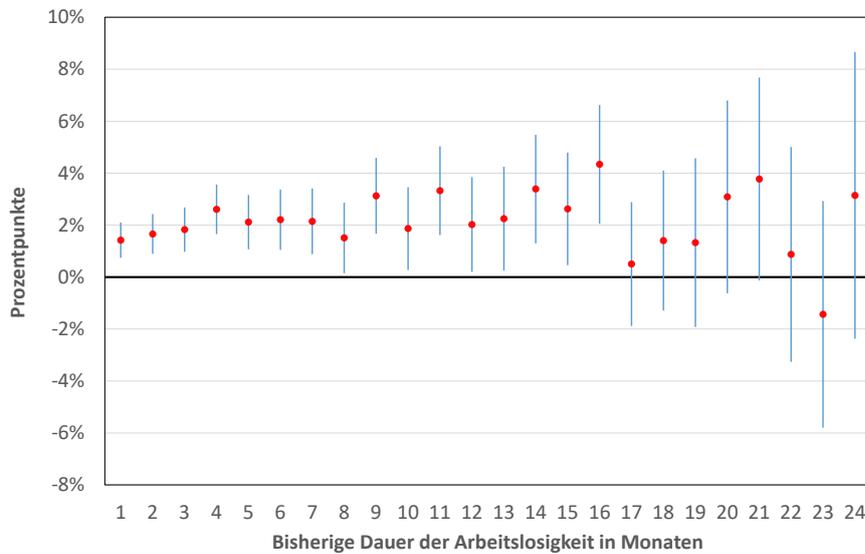
<sup>19</sup> Es handelt sich hier und in den nachfolgenden *Abbildungen 3.7* bis *3.9* um Schätzungen der in der in Gleichung (2) in *Abschnitt 2.1* erscheinenden Parameter  $\delta$  für die 24 Dauerklassen (horizontale Achse). Die roten Punkte in den *Abbildungen* geben die Punktschätzung für den jeweiligen Parameter an. Die dazugehörigen blauen

Abb. 3.7: Test der parallelen Entwicklung der 24 dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017



Anmerkungen: Siehe Fn. 17.

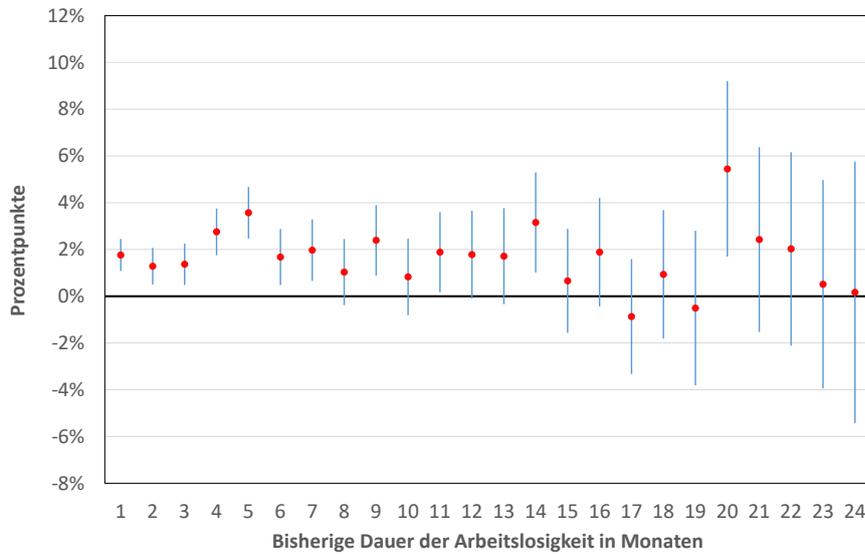
Abb. 3.8: Test der parallelen Entwicklung der dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017



Anmerkungen: Siehe Fn. 17.

Linien bilden 95%-ige Vertrauensintervalle ab, innerhalb derer die wahren Werte mit 95%-iger Wahrscheinlichkeit liegen. Je kürzer die Linien ausfallen, desto präziser ist eine Punktschätzung. Überschneidet eine blaue Linie die Nulllinie, bedeutet dies, dass das Vorzeichen der Punktschätzung als statistisch nicht gesichert gilt, da sowohl positive als auch negative Werte in das Vertrauensintervall fallen. In diesem Fall wird die Punktschätzung statistisch als nicht signifikant bezeichnet.

Abb. 3.9: Test der parallelen Entwicklung der dauerklassenspezifischen Hazardraten der Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017



Anmerkungen: Siehe Fn. 17.

Im Folgenden betrachten wir nun die Ergebnisse zur Auswirkung der STMP auf die dauerklassenspezifischen Abgangs- bzw. Hazardraten. Es handelt sich dabei um Schätzungen der in *Abschnitt 2.1* erscheinenden Gleichungen (1) und (3) für jede der 24 Dauerklassen einzeln, aber ohne  $\beta_T$  und  $\delta_T$ , da sich die ALQT-Berufe – wie soeben gesehen – als Kontrollgruppe für die ALQH-Berufe nicht eignen. Die Gleichungen wurden sowohl für Arbeitslose als auch für Arbeitslose und AAM-Teilnehmende zusammengenommen geschätzt.

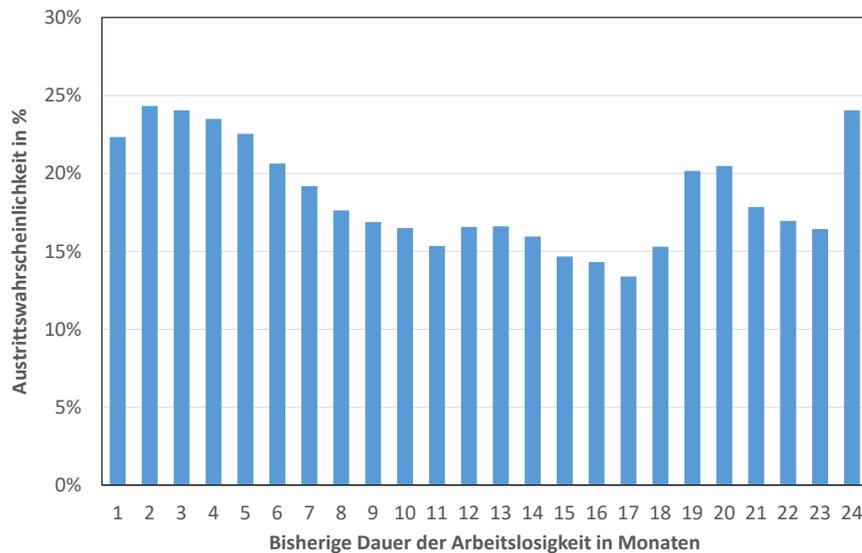
In der Folge präsentieren wir zunächst die Resultate aus der Schätzung von Gleichung (3) für Arbeitslose, da wir durch die Beschränkung auf sofort vermittelbare Arbeitslose und aufgrund der Berücksichtigung allfälliger Merkmalsveränderungen hier die robusteren Ergebnisse erwarten. Wie zu sehen sein wird, sprechen diese Resultate eher für eine Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit. Aus Platzgründen werden über die restlichen Resultate, die sich allesamt in *Anhang A* befinden, nachher summarisch berichtet.

Im Mittelpunkt der nachfolgenden Präsentation stehen die 24 dauerspezifischen Hazardraten der meldepflichtigen Berufe (ALQH), welche die  $\alpha$  Parameter wiedergeben, sowie die durch die STMP bewirkten Veränderungen dieser Hazardraten, die sich in den Parametern  $\delta_M$  ihren Niederschlag finden. Es sei daran erinnert, dass die STMP die Hazardraten in den ALQH-Berufen erhöhen soll. Dies trifft dann zu, wenn  $\delta_M$  ein negatives Vorzeichen aufweist, da dies bedeutet, dass die Hazardraten der ALQM-Berufe schwächer gestiegen oder stärker gefallen sind als jene der ALQH-Berufe. Das bedeutet umgekehrt, dass die Hazardraten der ALQH-Berufe stärker gestiegen oder schwächer gefallen sind als diejenigen der ALQM-Berufe, was auf einen Erfolg der STMP hinweist.

Wir beginnen mit *Abbildung 3.10*, die die Schätzung der 24 dauerspezifischen Hazardraten der Arbeitslosen, die im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 eine Stelle in einem ALQH-Beruf suchten, präsentiert. Wie der Vergleich mit der in *Abschnitt 3.1* erscheinenden *Abbildung 3.3*

zeigt, unterscheiden sich die in *Abbildung 3.10* präsentierten Hazardraten kaum von den Hazardraten aller Arbeitslosen. Das bedeutet, dass Arbeitslose, die eine Stelle in einer ALQH-Beruf suchen, etwa gleich lang brauchen wie alle Arbeitslosen.

*Abb. 3.10: Hazardraten von Arbeitslosen mit einem Durchschnittsmerkmalsprofil, die im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 eine Stelle in einem ab Juli 2018 meldepflichtigen Beruf (ALQH) suchten*



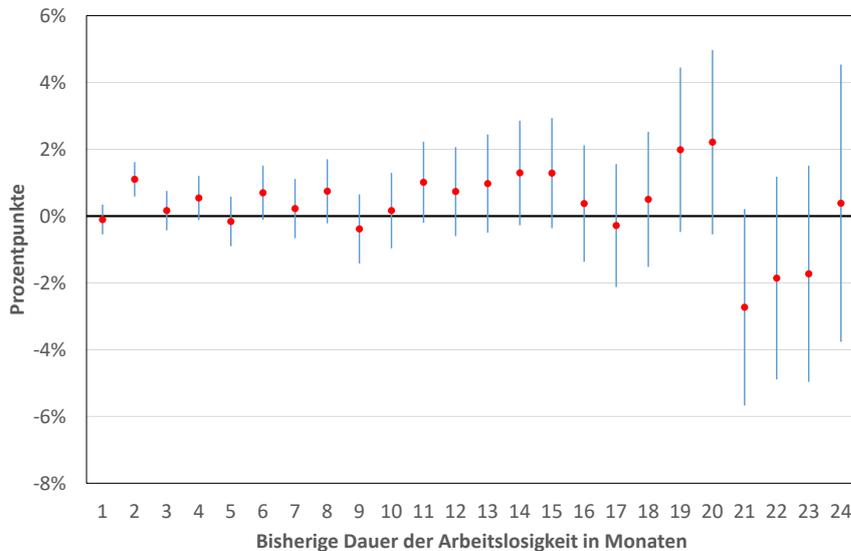
Anmerkungen: Es handelt sich um OLS-Punktschätzungen des Parameters  $\alpha$  in *Abschnitt 2.1* erscheinenden Gleichung (3) für 24 einzelne Monatsdauerklassen. Die Gleichung ist für jede Dauerklasse einzeln geschätzt worden. Die Punktschätzungen sind sehr präzise, weshalb auf die Darstellung von Vertrauensintervallen verzichtet wird. Die auf Basis der Hazardraten berechnete durchschnittliche Dauer der Arbeitslosigkeit beträgt 4,7 Monate oder rund 140 Tage.<sup>20</sup>

Wir wenden uns nun *Abbildung 3.11* zu, welche die geschätzten Veränderungen der in *Abbildung 3.10* erscheinenden Hazardraten im Zeitraum von Juli 2018 bis Dezember 2019 infolge der STMP wiedergibt. Gemäss *Abbildung 3.11* hat die STMP lediglich die Hazardraten bzw. Abgangsquoten derjenigen Arbeitslosen statistisch signifikant erhöht, die bislang zwei Monate eine Stelle in einem meldepflichtigen Beruf gesucht hatten. Dabei ist zu beachten, dass bei der Verwendung – wie hier – eines 95%-gen Vertrauensintervalls rein wahrscheinlichkeitstheoretisch damit zu rechnen ist, dass in einem von 20 Fällen statistische Signifikanz angezeigt wird, wo in Wirklichkeit keine besteht (sogenannter Fehler der ersten Art). So gesehen ist eher davon auszugehen, dass es sich hier lediglich um ein statistisches Artefakt handelt.

Zudem fällt die Erhöhung recht bescheiden aus: Basierend auf den dort abgebildeten Vertrauensintervallen beträgt die Erhöhung im Durchschnitt lediglich 0,6 bis 1,1 Prozentpunkte, bezogen auf einen Ausgangswert von rund 24 Prozent (vgl. *Abbildung 3.10*). Bei allen anderen Arbeitslosen hingegen lässt sich keine statistisch gesicherte Wirkung der STMP nachweisen.

<sup>20</sup> Vgl. zum Verfahren zur Berechnung der Dauer *Abschnitt 3.1*.

Abb. 3.11: Geschätzte Veränderungen der in Abbildung 3.10 erscheinenden Hazardraten im Zeitraum von Juli 2018 bis Dezember 2019 infolge der STMP



Anmerkungen: Es handelt sich um OLS-Schätzungen des in Gleichung (3), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\delta_M$  für 24 einzelne Monatsdauerklassen (horizontale Achse). Zum Aufbau der Grafik vgl. Fn. 17.

Gesamthaft und bezogen auf alle Parameter lassen sich unsere Ergebnisse zur Auswirkung der STMP auf die Arbeitslosigkeit wie folgt zusammenfassen (vgl. Anhang A):

- Die Hazardraten der Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden, die im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 keine Stelle in einem ALQH-Beruf suchten, lagen im Allgemeinen tiefer als jene der Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden, die im gleichen Zeitraum doch eine Stelle dort suchten. Dies zeigen die Schätzungen von  $\beta_M$ , die vielfach statistisch gesicherte negative Vorzeichen aufweisen. Demnach finden Arbeitslose und Stellensuchende, die in einem ALQH-Beruf Arbeit suchen, schneller und leichter eine Stelle als solche, die anderswo suchen. Dies deutet darauf hin, dass sich Arbeitslose, die vor dem Inkrafttreten der STMP eine Stelle in einem ALQH-Beruf suchten, nicht – wie die STMP implizit unterstellt<sup>21</sup> – mit überdurchschnittlichen Vermittlungsproblemen konfrontiert sahen.
- Die Hazardraten der Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden, die im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 eine Stelle in einem ALQH-Beruf suchten, sind nach dem Inkrafttreten der STMP im Zeitraum von Juli 2018 bis Dezember 2019 im Allgemeinen gestiegen. Das zeigen die Schätzungen von  $\gamma$ , die vielfach statistisch gesicherte positive Vorzeichen besitzen. Demnach haben sich die Stellenaussichten der Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden, die in den ALQH-Berufen Arbeit suchten, nach dem Inkrafttreten der STMP gebessert.
- Die Stellenaussichten der Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden, die im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 keine Stelle in einem ALQH-Beruf suchten, haben sich allerdings nicht weniger gebessert. Dies zeigen die Schätzungen von  $\delta_M$ , die fast in allen Dauerklassen statistisch nicht signifikant von null abweichen. Demnach gilt gemäss dem DiD-Ansatz, dass die STMP keine statistisch gesicherte Auswirkung auf die Stellenaussichten der Arbeitslosen und Stellensuchenden in den ALQH-Berufen hatte.

<sup>21</sup> Eine STMP, welche die Meldepflicht bzw. Vermittlungsförderung von der Höhe der Arbeitslosigkeit abhängig macht, geht implizit davon aus, dass Arbeitslose, die eine Stelle in einem Beruf mit hoher Arbeitslosigkeit suchen, verstärkt Vermittlungsprobleme haben.

Wir untersuchen jetzt, was unsere Schätzergebnisse für die Entwicklung der Dauer der Arbeitslosigkeit implizieren. Zu diesem Zweck berechnen wir anhand der Schätzungen von  $\alpha$  die durchschnittliche Dauer der Arbeitslosigkeit bei den Arbeitslosen und AAM-Teilnehmenden, die vor dem Inkrafttreten der STMP eine Stelle in einem ALQH-Beruf suchten, und vergleichen diese mit der durchschnittlichen Dauer der Arbeitslosigkeit derjenigen, die nach dem Inkrafttreten der STMP eine Stelle dort suchten, die wir mittels der Schätzungen von  $\alpha$  und  $\delta_M$  bestimmen. Das Ergebnis dieser Berechnungen erscheint in *Tabelle 3.2*.

Anhand der Tabelle ist zunächst zu erkennen, dass Arbeitslose (U) in der ALQH-Berufen im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 durchschnittliche 140 Tage oder rund 4,7 Monate stellenlos blieben. Zählt man die nicht arbeitslosen AAM-Teilnehmenden dazu (U + AAM), erhöht sich die Dauer auf 212 Tage oder 7 Monate. Das bedeutet, dass Stellenlose in einem ALQH-Beruf durchschnittlich rund 2,5 Monate in einer AAM verbringen.

Betrachtet man nun die geschätzte Auswirkung (« $\Delta$  Dauer in T.») der STMP auf die Dauer der Arbeitslosigkeit, ist zu erkennen, dass der Effekt sehr bescheiden ist: zwischen -1,3 und -4.3 Tage. Bezogen auf die vor dem Inkrafttreten der STMP vorherrschende Arbeitslosigkeitsdauer handelt es sich um relative Änderungen zwischen -0,9% und -2,6%. Die Veränderungen sind vermutlich auch nicht statistisch gesichert, da dies auch für die Veränderungen der Hazardraten gilt, auf welchen die Daueränderungen beruhen. Es ist allerdings eigentlich ohne Belang, ob die STMP-Effekte statistisch gesichert sind oder nicht, da sie ohnehin quantitativ kaum zu Buche schlagen.

*Tab. 3.2: Auswirkung der STMP auf die Dauer der Stellenlosigkeit in den ALQH-Berufen, Juli 2018 – Dezember 2019*

Anhang	Grundgesamtheit	Vergleichsberuf	Kofaktoren	Dauer in T.	$\Delta$ Dauer in T.	% $\Delta$
	U			140		
A1		ALQM	nein		-1.3	-0.9%
A2			ja		-3.7	-2.6%
	U + AAM			212		
A3		ALQM	nein		-2.2	-1.0%
A4			ja		-4.3	-2.0%

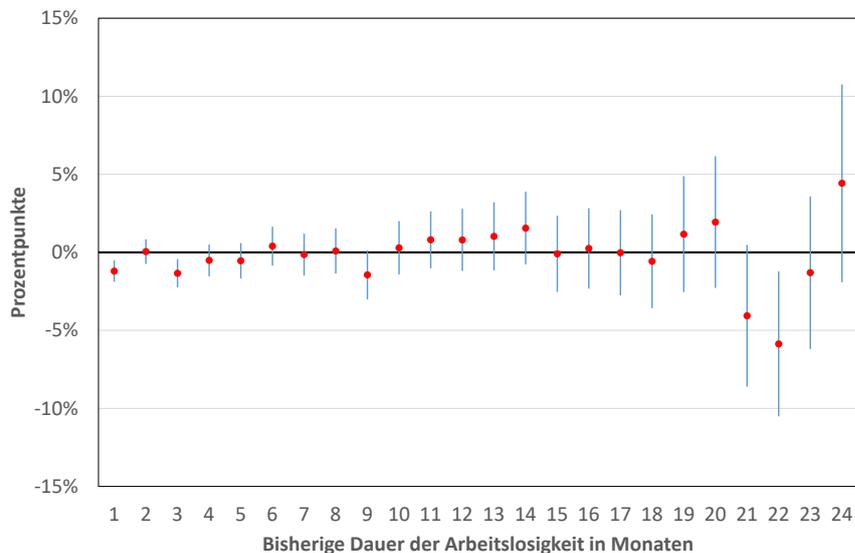
Legende: U = Arbeitslose  
 U + AAM = Arbeitslose + AAM-Teilnehmende  
 T. = Tage  
 Dauer = Berechnet auf Basis der Punktschätzungen von  $\alpha$  in Gleichung (1).  
 $\Delta$  Dauer = STMP-verursachte absolute Veränderung, berechnet auf Basis der Punktschätzungen des Parameters  $\delta_M$  (ALQM) in Gleichung (1) bzw. (3)  
 %  $\Delta$  = « $\Delta$  Dauer in T.» / «Dauer in T.»

### 3.3.2. Regression Discontinuity Design

Der STMP-Effekt wird beim RDD-Ansatz am Vorzeichen des Parameters  $\delta$  festgemacht, der in den in *Abschnitt 2.2* spezifizierten Gleichungen (4) und (5) erscheint. Der Parameter misst einen allfälligen Sprung in der Beziehung zwischen der im Durchschnitt des Zeitraums vom April 2017 bis März 2018 gültige Arbeitslosenquote des Berufs eines Stellenlosen und dessen im Zeitraum von Juli 2018 bis Dezember 2019 vorherrschende Hazardrate an der 8%-Schwelle, ab welcher Berufe meldepflichtig werden.<sup>22</sup> Wenn die STMP – wie gewünscht – einen Anstieg einer Hazardrate bewirkt hat, sollte der Parameter ein positives Vorzeichen besitzen.

Zuerst möchten wir aber überprüfen, ob eine allfällig festgestellte Wirkung überhaupt Aussagekraft besitzt. Zu diesem Zweck schätzen wir Gleichung (4) jeweils für die 18 Monate vor ( $t$ ) und nach ( $t+1$ ) dem Inkrafttreten der STMP und testen, ob sich die Differenz ( $\delta_{t+1} - \delta_t$ ) zwischen den geschätzten  $\delta$ -Parameter der gleichen Dauerklasse statistisch signifikant ist. Trifft dies nicht zu (Nullhypothese), so heisst das, dass eine allfällige nach dem Inkrafttreten der STMP festgestellte Diskontinuität schon vor dem Inkrafttreten der STMP bestand und folglich nicht der STMP zugeordnet werden kann. Das Resultat dieser Vergleiche erscheint in *Abbildung 3.12*, welche die Punktschätzungen (rot) und deren 95%ige Vertrauensintervalle (blau), innerhalb derer die tatsächlichen Unterschiede mit 95%-iger Wahrscheinlichkeit liegen, wiedergibt.

Abb. 3.12: Test der Angemessenheit des RDD-Ansatzes



Anmerkungen: Die Summe der in der Grafik erscheinenden Punktschätzungen lässt sich nur unter Inkaufnahme einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 54% statistisch als ungleich null ansehen.

Wie die Grafik zeigt, sind mit Ausnahme der Dauerklasse 1, 3 und 22, wo die entsprechenden Hazardraten nach dem Inkrafttreten der STMP zielwidrig sogar zu fallen scheinen, alle Differenzen statistisch nicht signifikant von null verschieden. Demnach ist davon auszugehen, dass allfällige Diskontinuitäten, die nach dem Inkrafttreten der STMP an der 8%-Schwelle zeigten, in der überwiegenden Mehrzahl der Dauerklassen auch vorher bestanden.

<sup>22</sup> Siehe *Abbildung 2.2* in *Abschnitt 2.2*.

Wir testen ferner, ob die in der Grafik erscheinenden Differenzen in ihrer Gesamtheit statistisch von null signifikant verschieden sind. Das Ergebnis zeigt, dass dies nur unter der Inkaufnahme einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 54 Prozent zu bejahen ist.

Vor diesem Hintergrund haben wir uns entschieden, auf eine Durchführung des RDD zu verzichten.

## 4. Auswirkung der STMP auf die Zuwanderung

### 4.1. Methodisches Vorgehen

Die STMP zielt auf die verstärkte Ausschöpfung des inländischen Erwerbspotentials. Die verstärkte Rekrutierung von Stellensuchenden im Inland könnte bedeuten, dass weniger Personal aus dem Ausland rekrutiert wird. Im Folgenden untersuchen wir empirisch, ob die STMP tatsächlich einen Rückgang der Zuwanderung zur Folge hatte.

Dabei gehen wir ähnlich vor wie bisher. Das heisst, wir verwenden auch hier die DiD- und RDD-Ansätze, um die Auswirkung der STMP nunmehr auf die Zuwanderung zu ermitteln. Als Wirkungsvariable soll die monatliche Zahl der Bruttozuwanderungen pro fünfstelligen SBN-Beruf dienen. Im vorliegenden Fall tritt allerdings ein schätztechnisches Problem auf: Nicht in jedem Beruf und Monat werden zuwandernde Ausländer neu eingestellt. Infolgedessen kann die Wirkungsvariable bei einer nicht vernachlässigbaren Anzahl von Einzelbeobachtungen zuweilen den Wert null aufweisen. Da die Wirkungsvariable darüber hinaus definitionsgemäss nie negativ werden kann, bedeutet das ferner, dass die Werte der Wirkungsvariablen nach unten begrenzt bzw. zensiert sind. Das verletzt jedoch eine Grundannahme einer linearen Regression, und zwar, dass die Werte der Linkhandvariablen einer Regressionsgleichung prinzipiell unbegrenzt streuen dürfen.

In Wirklichkeit trifft diese Annahme natürlich für eine Fülle von Linkhandvariablen nicht zu, aber solange deren Ausprägungen im jeweiligen Datensatz die Nulluntergrenze nie erreichen und vor allem sich dort nicht häufen, hat die Verletzung der Annahme einer unbeschränkt variierbaren Linkhandvariablen keine schätztechnischen Konsequenzen. In unserem Fall trifft dies aber nicht zu, da sich die Werte der Wirkungsvariablen bei null eben doch häufen. Dies zu ignorieren und mit einer herkömmlichen linearen Regressionsanalyse fortzufahren, hätte zur Folge, dass gemessene Wirkungen der STMP verzerrt wären.

Um dies zu vermeiden, muss die Häufung von Nullwerten im Schätzansatz explizit berücksichtigt werden. Dies bewerkstelligen wir, indem wir zwei Effekte unterscheiden: (i) die Auswirkung der STMP auf die Wahrscheinlichkeit, dass in einem gegebenen Beruf zuwandernde Arbeitskräfte im jeweiligen Monat eingestellt werden, und (ii) die Auswirkung der STMP auf die Zahl der in diesem Beruf neu eingestellten zuwandernden Arbeitskräfte. Dabei messen wir die erste Wirkung anhand von binären Regressionsmodellen und die zweite mit sogenannten Tobit- und Selektionsmodellen.<sup>23</sup>

Somit dienen gleich zwei verschiedenen Grössen als Wirkungsvariablen in diesem Kapitel: die Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen und die Zahl dergleichen. Streng genommen handelt sich bei der Wahrscheinlichkeit um eine Dummy- oder 0-1-Variablen, die angibt, ob ein Beruf Zuwanderungen erfuhr (= 1) oder nicht (= 0). Der Erwartungswert der Dummy-Variablen stellt eigentlich die Wahrscheinlichkeit dar.

---

<sup>23</sup> Details zu den Verfahren finden sich in *Anhang E*.

## 4.2. Datenbasis

### 4.2.1. Grundgesamtheit

Die Datengrundlage unserer Untersuchung bildet das Zentrale Migrationsinformationssystem (ZEMIS) des Staatssekretariats für Migration (SEM). Das ZEMIS erfasst für jeden in der Schweiz wohnhaften oder arbeitstätigen ausländischen Staatsangehörigen eine Anzahl von Merkmalen wie Alter, Geschlecht, Wohnort (für Grenzgänger: Arbeitsort), Beruf (bei Erwerbstätigen) und Art der Aufenthaltsbewilligung. Im Datenbestand enthalten sind Personen mit einer Kurzaufenthaltsbewilligung (Ausweis L), einer Aufenthaltsbewilligung (Ausweis B) oder einer Niederlassungsbewilligung (Ausweis C) sowie Grenzgänger (Ausweis G). Nicht enthalten hingegen sind Personen im Asylprozess (Ausweis N), vorläufig Aufgenommene (Ausweis F) und Schutzbedürftige (Ausweis S). Diese drei Personengruppen werden in den Daten jedoch erfasst, sobald sie – durch Anerkennung als Flüchtlinge oder nach ausreichend langem Aufenthalt in der Schweiz – eine Aufenthalts- oder Niederlassungsbewilligung erhalten.

Im Folgenden betrachten wir nur jene Ausländer, die zwecks Erwerbsaufnahme in die Schweiz einwandern, und zwar im Monat der Einreise. Dabei werten wir die Zahlen des ZEMIS auf der Ebene der Fünfsteller-Berufe der Schweizerischen Berufsnomenklatur (SBN) 2000 aus. Es handelt sich also um aggregierte Individualdaten. Individualdaten selbst kommen nicht als Untersuchungseinheiten in Betracht, da alle Zuwanderer definitionsgemäss einwandern und deshalb keine diesbezüglichen Verhaltensunterschiede aufweisen, die sich auf die STMP zurückführen liessen. Es gäbe in diesem Fall nichts zu erklären. Die vom ZEMIS erfassten Berufe basieren allerdings auf der Berufsnomenklatur der harmonisierten Volkszählungen 1970, 1980 und 1990, die wir anhand einer Umschlüsselungstabelle des BFS in SBN-Berufe übersetzten. Daraus ergaben sich 373 SBN-Berufe.

Die in *Abschnitt 4.3.1* erfolgende Untersuchung der Auswirkung der STMP auf die Zuwanderung mit Hilfe des DiD-Ansatzes beschränkt sich auch hier auf den Zeitraum von Januar 2017 bis Dezember 2019, um – wie in *Kapitel 3* – den Einfluss allfälliger im Untersuchungszeitraum auftretender Störfaktoren möglichst auszuschliessen. Unser Beobachtungszeitraum besteht somit aus jeweils 18 Monaten vor und nach dem Inkrafttreten der STMP im Juli 2018. Zusammen mit den 373 Einzelberufen ergeben sich daraus insgesamt 13'428 (= 373 x 36) Einzelbeobachtungen. Eine Stichprobe von diesem Umfang verspricht präzise Ergebnisse.

Der RDD-Ansatz (*Abschnitt 4.4.2*) beschränkt sich methodenbedingt hingegen auf den Zeitraum nach dem Inkrafttreten der STMP, umfasst also lediglich 18 Monate und hat eine Stichprobe vom Umfang 6'714 (= 373 x 18) zur Folge, der ebenfalls recht präzise Ergebnisse erwarten lässt.

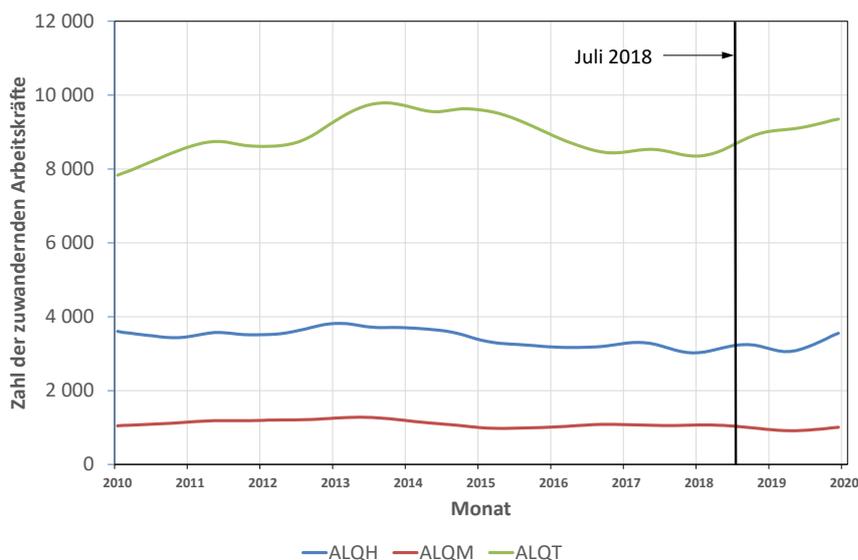
Unsere Zuwanderungsdaten sind nach Herkunftsregion (EU/EFTA-Länder versus Drittstaaten) sowie nach der Bewilligungsfrist (unterjährig versus längerfristig) untergliedert. Besitzer längerfristiger Aufenthaltsbewilligungen zählen zur ständigen ausländischen Wohnbevölkerung (STWB). Diese setzt sich aus Ausländern zusammen, deren Wohnsitz ganzjährig in der Schweiz liegt und die eine Niederlassungsbewilligung (Ausweis C), eine Aufenthaltsbewilligung (Aus-

weis B) oder eine Kurzaufenthaltsbewilligung (Ausweis L) für einen Aufenthalt von 12 Monaten oder länger besitzen.<sup>24</sup> Nicht zur ständigen ausländischen Wohnbevölkerung zählen somit Grenzgänger, ausländische Touristen, Kurzaufenthalter mit einer Aufenthaltsdauer von weniger als 12 Monaten, Personen im Asylprozess, Diplomaten, internationalen Funktionäre sowie deren Familienangehörige, sofern diese keine Erwerbstätigkeit ausüben. Alle ausländischen Staatsangehörigen, die weniger als ein Jahr in der Schweiz wohnhaft und im Besitz einer Kurzaufenthaltsbewilligung (Ausweis L) sind, bilden die nicht ständigen Wohnbevölkerung (NSTWB) in unserer Untersuchung.

#### 4.2.2. Datenbeschreibung

Die nachfolgenden Schaubilder sollen dem Leser einen Überblick über die Entwicklung und Zusammensetzung der Zuwanderungen in den drei Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT im Zeitraum 2010-2019 liefern.

Abb. 4.1: Aggregierte monatliche Zahl der zuwandernden Arbeitskräfte nach Berufsgruppen, 2010-2019 (saisonbereinigt)



Quelle: ZEMIS, eigene Berechnungen

Anmerkung: Die Zahlen geben die über alle in der jeweiligen Berufsgruppe befindlichen Einzelberufen aggregierten Werte an. Die Gesamtzahl aller monatlich zuwandernden Arbeitskräfte ergibt sich folglich aus der vertikalen Summierung der drei Kurven. Demnach betrug die Gesamtzahl der Zuwanderungen im Januar 2010 knapp 13'000.

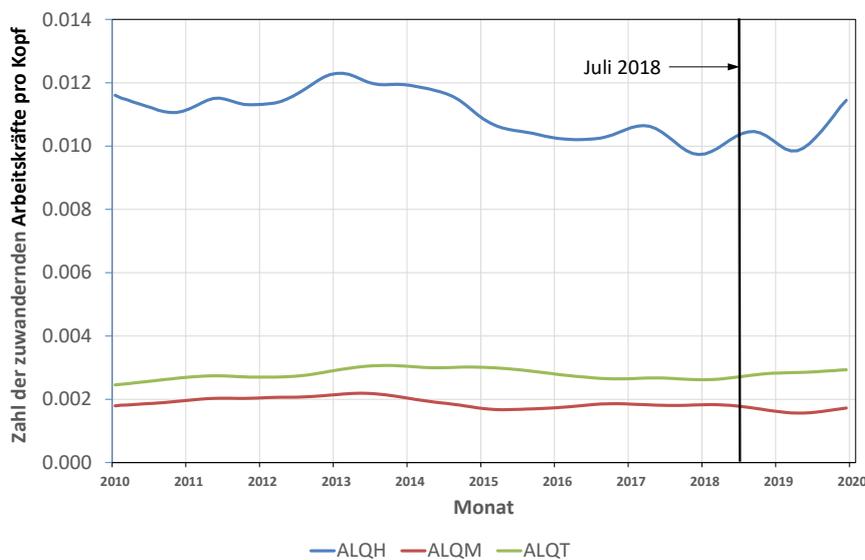
Abbildung 4.1 zeigt die Entwicklung der Gesamtzahl der monatlichen Zuwanderungen im Zeitraum 2010-2019 unterteilt nach den drei Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT. Wie die Grafik zeigt, vereint sich die überwiegende Mehrzahl der Zuwanderungen von ausländischen Arbeitskräften auf die Berufsgruppe ALQT mit den niedrigsten Arbeitslosenquoten. Dort wandern insgesamt zwischen 8 und 10 Tausend ausländische Arbeitskräfte monatlich zu. An zweiter Stelle folgen die meldepflichtigen Berufe (ALQH) mit den höchsten Arbeitslosenquoten, die einen Zulauf von knapp 4 tausend monatlich erfahren, während die Berufe mit mittleren Arbeitslosenquoten (ALQM) lediglich rund ein tausend monatlich auf sich ziehen. Gesamthaft

<sup>24</sup> Vgl. SEM (2020).

betrachtet heisst das, dass im Durchschnitt des Zeitraums vom Januar 2010 bis Dezember 2019 rund 14 tausend ausländische Arbeitskräfte in die Schweiz monatlich einwanderten.

Der Tatbestand, dass die überwiegende Mehrzahl der Ausländer, die zwecks Erwerbsaufnahme in die Schweiz einwandern, in Berufen mit niedrigen Arbeitslosenquoten (ALQT) Anstellung finden, deutet darauf hin, dass die Zuwanderung ausländischer Arbeitskräfte in erster Linie dazu dient, eine auftretende Arbeitskräfteknappheit auf dem Schweizer Arbeitsmarkt zu beseitigen. In diesem Fall wirkt sich die Zuwanderung auf den heimischen Arbeitsmarkt ausgleichend aus.

**Abb. 4.2:** Durchschnittliche monatliche Zahl der zuwandernden Arbeitskräfte pro Erwerbstätigen nach Berufsgruppen, 2010-2019 (saisonbereinigt)



Quelle: ZEMIS, Seco, eigene Berechnungen

Anmerkung: Die Kurven ergeben sich aus der Division der in *Abbildung 1* erscheinenden Kurven durch die Zahl der in der jeweiligen Berufsgruppe erwerbstätigen Arbeitskräfte gemäss Seco.

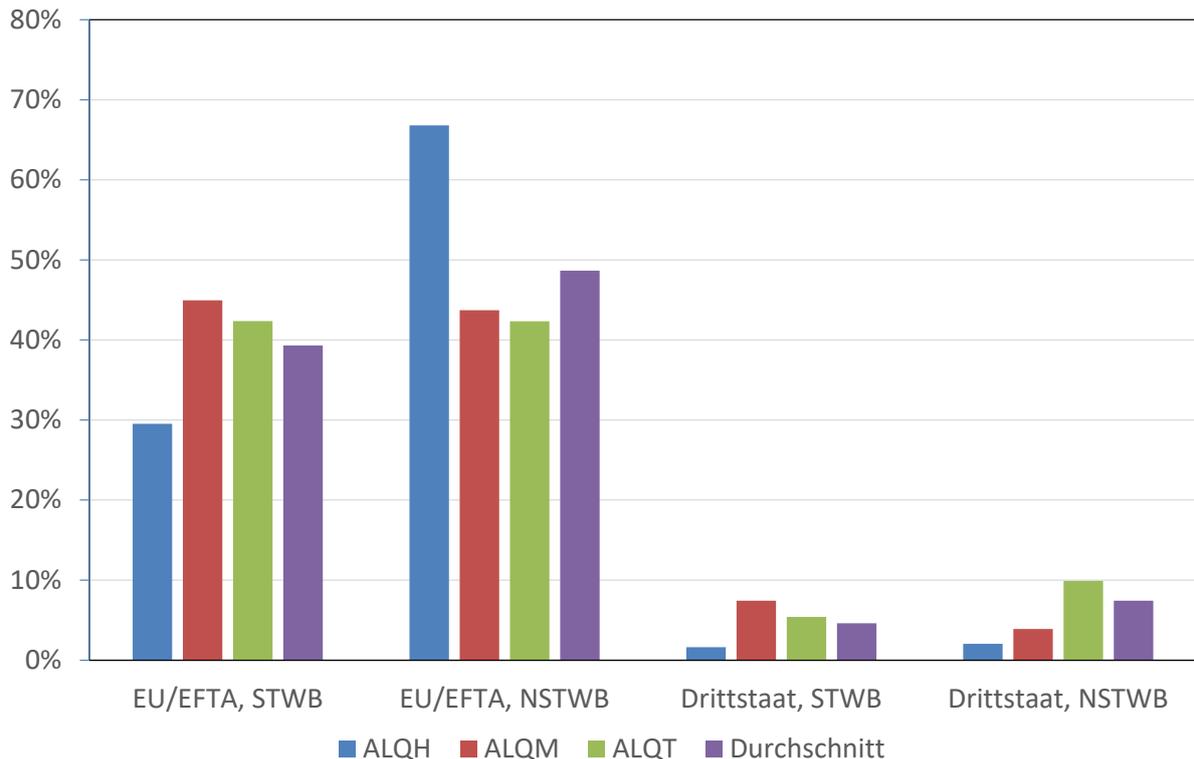
*Abbildung 4.1* berücksichtigt nicht die unterschiedliche Anzahl der Erwerbstätigen in den drei Berufsgruppen. Dividiert man die in *Abbildung 4.1* erscheinenden Kurven durch die jeweiligen Erwerbstätigenzahlen der drei Berufsgruppen, ergibt sich das in *Abbildung 4.2* erscheinende Bild. Dort ist zu erkennen, dass, obwohl die anderen Berufsgruppen gemäss *Abbildung 4.1* insgesamt wesentlich mehr Arbeitskräfte aus dem Ausland auf sich ziehen, die ALQH-Berufe im Vergleich zur Zahl der in dieser Berufsgruppe beschäftigten Erwerbstätigen den wesentlich intensiveren Gebrauch von zuwandernden Arbeitskräften machen.

Obwohl die ALQH-Berufe einen intensiveren Gebrauch von Arbeitskräften aus dem Ausland machen, erhalten rund 70 Prozent dieser Personen lediglich eine unterjährige Arbeitsbewilligung. Dies zeigt *Abbildung 4.3*, welche den Zulauf von Arbeitskräften aus dem Ausland nach der Herkunftsregion (EU/EFTA oder Drittstaat) und der Frist der Arbeitserlaubnis [unterjährig (NSTWB) oder längerfristig (STWB)]<sup>25</sup> herunterbricht.

<sup>25</sup> Die Abkürzung erklärt sich daraus, dass Ausländer mit einer längerfristigen Arbeitsbewilligung zum ständigen (ST) ausländischen Wohnbevölkerung (WB) gehören, und solche mit einer unterjährigen nicht (N).

Abbildung 4.3 zeigt ferner, dass die überwiegende Mehrzahl der einwandernden ausländischen Arbeitskräfte, die eine Anstellung in einer der drei Berufsgruppen finden, aus einem EU/EFTA-Land stammen. Ferner ist zu erkennen, dass im Unterschied zu den zuwandernden ausländischen Arbeitskräften in den ALQH-Berufen solche in den ALQM- und ALQT-Berufen überdurchschnittlich häufig eine längerfristige Arbeitserlaubnis (STWB) bekommen. Diese Personen werden also überdurchschnittlich häufig längerfristig (STWB) angestellt.

Abb. 4.3: Zusammensetzung der in die Berufsgruppen zuwandernden Arbeitskräfte, 2010-2019



Anmerkung: Gleichfarbige Säulen ergänzen sich zu eins.

Lesebeispiel: Knapp 30% der einwandernden Arbeitskräfte, die eine Stelle in einem Beruf mit hoher Arbeitslosigkeit (ALQH) antreten, stammen aus einem EU/EFTA-Land und erhalten eine längerfristige Arbeitsbewilligung (STWB), während rund zwei Drittel dieser Personen ebenfalls aus einem solchen Land stammen, aber nur eine unterjährige Arbeitserlaubnis (NSTWB) bekommen.

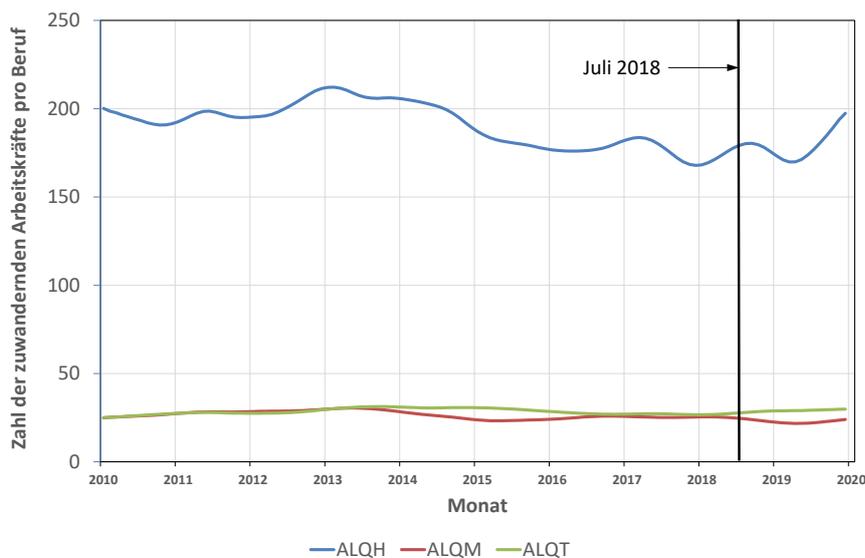
## 4.3. Resultate

### 4.3.1 Difference-in-Differences

Wie in *Abschnitt 4.1* dargelegt, musste aufgrund der Häufung von Nullwerten bei der Wirkungsvariablen die Schätzungen auf Basis der Tobit- und Selektionsmodelle durchgeführt werden. Diese Modelle unterscheiden im vorliegenden Fall zwischen der Wahrscheinlichkeit, ausländische zuwandernde Arbeitskräfte anzustellen, und der Anzahl der dabei angestellten. Dementsprechend ermitteln wir im Folgenden die Auswirkung der STMP auf beide Grössen.

Zuvor untersuchen wir aber, ob sich die Berufsgruppen ALQM und ALQT im Rahmen einer DiD-Analyse als Vergleichsgruppen zu eignen scheinen. Dies ist unter anderem dann der Fall, wenn sich die Zuwanderungen ausländischer Arbeitskräfte in den drei Berufsgruppen im Zeitraum vor dem Inkrafttreten der STMP im Juli 2018 parallel entwickelten. Dies untersuchen wir im Folgenden zunächst grafisch anhand von *Abbildung 4.4* und dann formal statistisch anhand von *Abbildungen 4.5 bis 4.8*.

*Abb. 4.4: Durchschnittliche monatliche Zahl der zuwandernden Arbeitskräfte pro SBN-Fünfstellerberuf, 2010-2019 (saisonbereinigt)*



Anmerkung: Die Kurven ergeben sich aus der Division der in *Abbildung 4.1* erscheinenden Kurven durch die Anzahl der in der jeweiligen Berufsgruppe befindlichen SBN-Fünfstellerberufe.

Im Unterschied zu *Abbildung 4.2* bezieht sich *Abbildung 4.4* auf die Zahl der SBN-Fünfstellerberufe, die eine Berufsgruppe umfasst, statt auf die Zahl der in einem Fünfstellerberuf befindlichen Erwerbstätigen. Trotzdem weisen beide Grafiken grosse Ähnlichkeiten auf. In erster Linie unterscheiden sie sich nur hinsichtlich der Abstände zwischen den Kurven. Die grosse Ähnlichkeit rührt zum einen daher, dass die Verteilungen der Zahl der Fünfstellerberufe und der Zahl der Erwerbstätigen nach den drei Berufsgruppen stark ähneln bzw. gemäss dem Gini-Koeffizienten zu 95 Prozent deckungsgleich sind. Das bedeutet, dass die durchschnittliche Zahl der Erwerbstätigen pro Fünfstellerberuf in den drei Berufsgruppen ähnlich hoch ausfallen.

Die zwei Grafiken ähneln sich zum anderen deshalb stark, weil in beiden Fällen der Nenner eine Konstante darstellt. Bei der Zahl der enthaltenen Fünfstellerberufe ist das klar, denn die

zugrundeliegende Berufssystematik (SBN) hält deren Zahl unveränderbar fest. Bei der Erwerbstätigen hingegen liegt es daran, dass die Erwerbstätigenzahl zur Berechnung beruflicher Arbeitslosenquoten nur alle drei Jahre auf Basis der jährlich durchgeführten Strukturhebung des BFS aktualisiert wird. Die Strukturhebung ist die einzige Quelle für detaillierte berufsbezogene Erwerbstätigenzahlen hierzulande. Die amtliche Erwerbstätigenstatistik unterteilt die Erwerbstätigen nicht nach Beruf, und die Schweizerische Arbeitskräfteerhebung, die sonst in Frage käme, erfasst zu wenige Erwerbstätige, um verlässliche Zahlen auf der Ebene der Fünfstellerberufe der SBN zu erhalten. Selbst bei der wesentlich umfangreicheren Strukturhebung sind Dreijahresdurchschnitte erforderlich, um belastbare Arbeitslosenquoten auf der Ebene der Fünfstellerberufe zu bekommen.

Vor diesem Hintergrund spielt es beim DiD-Verfahren keine Rolle, ob die Zuwanderung – wie im Folgenden – pro Beruf oder pro Erwerbstätigen als Wirkungsvariable dient. Wie der Vergleich der *Abbildungen 4.2* und *4.4* zeigt, hat die Wahl der Bezugsgrösse nur auf die Abstände zwischen den Kurven eine Auswirkung, und diese schlagen sich lediglich in den in Gleichung (1), *Abschnitt 2.1* erscheinenden Parametern  $\beta_M$  und  $\beta_T$  nieder. Die Wirkung der STMP misst sich im Rahmen einer DiD-Analyse jedoch an allfälligen nach dem Inkrafttreten der STMP erfolgten Veränderungen dieser Abstände, die ihren Ausdruck in den Parametern  $\delta_M$  und  $\delta_T$  derselben Gleichung finden.

Bei der Betrachtung von *Abbildung 4.4* ist zu beachten, dass der DiD-Ansatz auf einem Vergleich der Durchschnittswerte der Wirkungsvariablen in den drei Berufsgruppen (ALQH, ALQM, ALQT) vor (Januar 2017 – Juni 2018) und nach (Januar 2017 – Juni 2018) dem Inkrafttreten der STMP beruht. Schwankungen um den Mittelwert wirken sich auf denselben nicht aus. So betrachtet, kann man anhand der Grafik durchaus davon ausgehen, dass sich die drei Kurven vor dem Inkrafttreten der STMP parallel entwickelten. Dies bestätigen denn auch die in den nun folgenden *Abbildungen 4.5 bis 4.8* erscheinenden Testergebnisse.<sup>26</sup>

Die Grafiken präsentieren die Ergebnisse einer Schätzung der in *Abschnitt 2.1* erscheinenden Gleichung (2), bezogen auf die folgenden Sechsmonatsperioden vor dem Inkrafttreten der STMP:

- Januar 2017 bis Juni 2017,
- Juli 2017 bis Dezember 2017 und
- Januar 2018 bis Juni 2018.

Die in den Grafiken dargestellten 95%-igen Vertrauensintervalle testen, ob sich die durchschnittlichen Abstände zwischen den in *Abbildung 4.4* erscheinenden drei Kurven im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 veränderten. Wie die Grafiken zeigen kann dies bei beiden Vergleichsberufen und im Hinblick sowohl auf die Wahrscheinlichkeit als auch auf die Anzahl der Zuwanderungen sowie hinsichtlich der verschiedenen Unterteilungen (alle, EU/EFTA, Drittstaat, STWB, NSTWB) der Zuwanderungen eindeutig verneint werden.

---

<sup>26</sup> Diese beziehen sich auf die Anzahl der Zuwanderungen. Abstellen stattdessen auf die Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen erbringt qualitativ das gleiche Resultat.

Abb. 4.5: Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017<sup>27</sup>

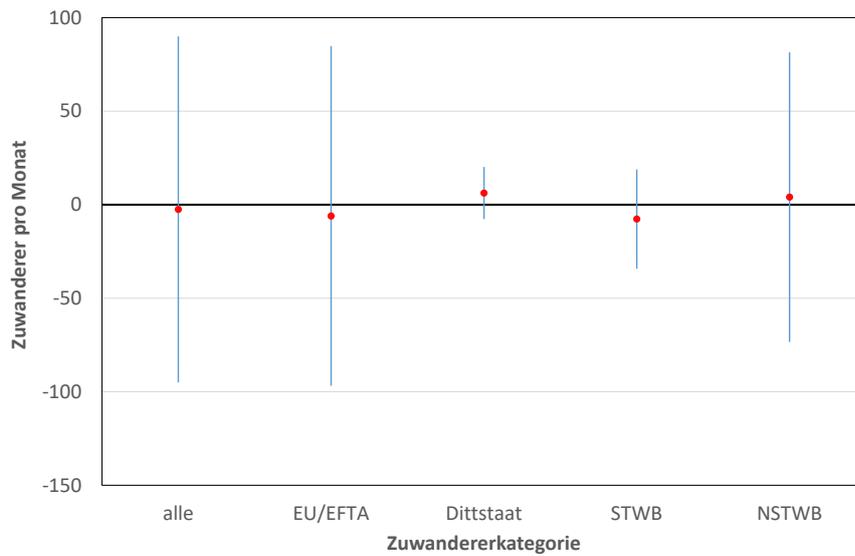
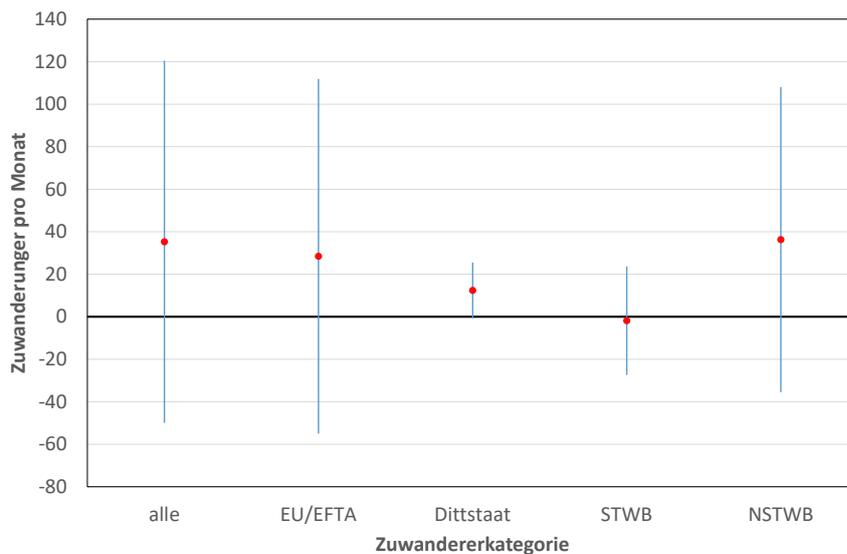


Abb. 4.6: Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQM im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017<sup>28</sup>



<sup>27</sup> Die Abbildungen 4.5 bis 4.8 beruhen auf Tobit-Schätzungen der in Gleichung (2), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameter  $\delta_{jM}$  bzw.  $\delta_{jT}$ . Die roten Punkte in den Abbildungen geben die Punktschätzung für den jeweiligen Parameter an. Die dazugehörigen blauen Linien bilden 95%-ige Vertrauensintervalle ab, innerhalb derer die wahren Werte mit 95%-iger Wahrscheinlichkeit liegen. Je kürzer die Linien ausfallen, desto präziser ist eine Punktschätzung. Überschneidet eine blaue Linie die Nulllinie, bedeutet dies, dass das Vorzeichen der Punktschätzung als statistisch nicht gesichert gilt, da sowohl positive als auch negative Werte in das Vertrauensintervall fallen. In diesem Fall wird die Punktschätzung statistisch als nicht signifikant von null bezeichnet.

<sup>28</sup> Vgl. Fn. 24.

Abb. 4.7: Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2017<sup>29</sup>

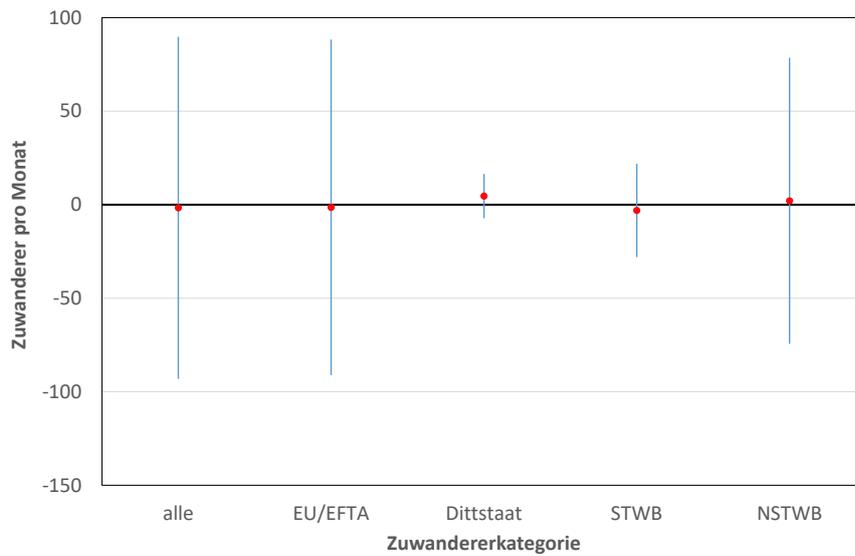
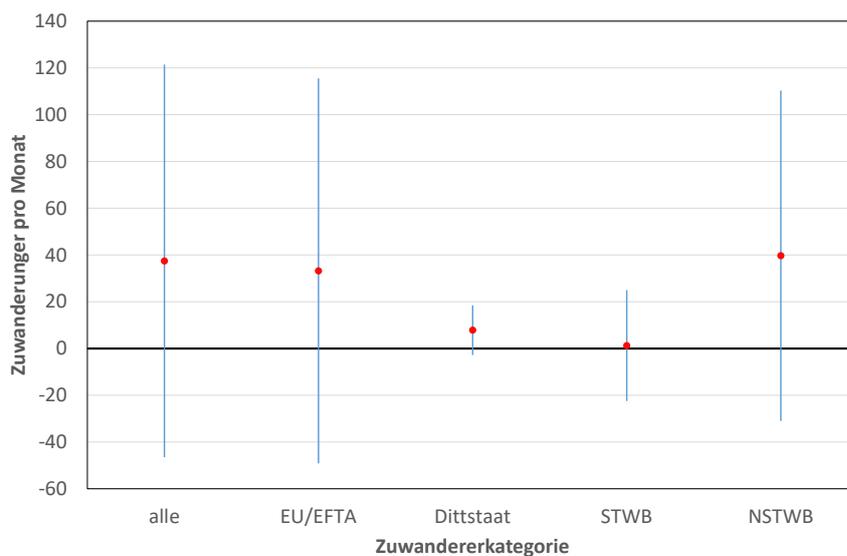


Abb. 4.8: Test der parallelen Entwicklung der monatlichen Zahl der Zuwanderungen in den Berufsgruppen ALQH und ALQT im Zeitraum von Juli 2017 bis Dezember 2017<sup>30</sup>



In Anbetracht der obigen Resultate werden sowohl die ALQM-Berufe als auch die ALQT-Berufe als Vergleichsgruppen in Gleichung (1), *Abschnitt 2.1* verwendet. Die aus der Schätzung dieser Gleichung resultierenden Ergebnisse lassen sich zunächst kurz wie folgt zusammenfassen.<sup>31</sup> Sie gelten in Bezug auf sowohl die Wahrscheinlichkeit als auch die Anzahl von Neueinstellungen zuwandernder ausländischer Arbeitskräfte.

- Die ALQM- und ALQT-Berufe stellten in den 18 Monaten vor dem Inkrafttreten der STMP seltener bzw. weniger ausländische Zuwanderer pro Beruf monatlich neu ein als die ALQH-

<sup>29</sup> Vgl. Fn. 24.

<sup>30</sup> Vgl. Fn. 24.

<sup>31</sup> Die vollständigen Ergebnisse finden sich in *Anhang C*.

Berufe. Dies zeigen die Schätzungen der Parameter  $\beta_M$  und  $\beta_T$ . In Bezug auf die Anzahl der Neueinstellungen geht das schon aus *Abbildung 4.4* hervor.

- Die diesbezügliche Einstellungshäufigkeit der ALQH-Berufe hat sich in den 18 Monaten nach dem Inkrafttreten der STMP nicht in einem statistisch signifikanten Umfang verändert. Dies zeigen Schätzungen der Parameter  $\gamma$ . Dies deutet *Abbildung 4.4* hinsichtlich der Zahl der Zuwanderungen ebenfalls an.
- Auch fanden bei den ALQM- und ALQT-Berufen keine diesbezüglichen Veränderungen statt. Dies zeigen Schätzungen der Parameter  $\delta_M$  und  $\delta_T$ . Im Hinblick auf die Anzahl der Zuwanderungen legt *Abbildung 4.4* dies ebenfalls nahe.
- Demnach ist daraus zu schliessen, dass die STMP weder auf die Wahrscheinlichkeit noch auf die Anzahl von Neueinstellungen zuwandernder ausländischer Arbeitskräften einen statistisch gesicherten Effekt hatte.

In den nachfolgenden *Abbildungen 4.9 bis 4.14* veranschaulichen wir die Ergebnisse betreffend die Auswirkung der STMP noch grafisch. Es ist zunächst in Erinnerung zu rufen, dass die STMP eine Senkung der Zuwanderungen in den meldepflichtigen Berufen (ALQH-Berufe) zur Folge haben könnte, wenn die STMP eine stärkere Ausschöpfung des inländischen Erwerbspotentials bewirkt hat. In der in *Abschnitt 2.1* erscheinenden Gleichung (1) sind es die Parameter  $\delta_M$  und  $\delta_T$ , die diesen STMP-Effekt messen. Die Parameter sollten positive Vorzeichen aufweisen, wenn die STMP die Zuwanderungen in die meldepflichtigen Berufe gesenkt hat. Da der Tatbestand, dass sich eine Senkung der Zuwanderung mit einem positiven Vorzeichen verbindet, konterintuitiv wirkt, haben wir die Vorzeichen in den *Abbildungen 4.10, 4.11, 4.13 und 4.14* geändert, so dass ein negatives Vorzeichen nunmehr einen Rückgang der Zuwanderung bedeutet.

*Abbildungen 4.9 und 4.12* bilden den Bezugspunkt für die *Abbildungen*, die jeweils danach folgen. *Abbildung 4.9* bezieht sich auf die Wahrscheinlichkeit und *Abbildung 4.12* auf die Anzahl von Zuwanderungen. Sie geben den Wert der Wirkungsvariablen in den meldepflichtigen bzw. ALQH-Berufen vor dem Inkrafttreten der STMP bzw. im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 wieder. Es handelt sich um Schätzungen des Achsenabschnitts bzw. des Parameters  $\alpha$  in der in *Abschnitt 2.1* erscheinenden Gleichung (1). Diesen beiden *Abbildungen* folgen jeweils Grafiken, welche die geschätzten Auswirkungen der STMP auf die in *Abbildung 4.9* bzw. *Abbildung 4.12* erscheinenden Werte wiedergeben. Die Angaben beruhen auf Schätzungen der Parameter  $\delta_M$  (Vergleichsberufe: ALQM) und  $\delta_T$  (Vergleichsberufe: ALQT) in Gleichung (1).

Die roten Punkte in den *Abbildungen* geben nach wie vor die Punktschätzung für den jeweiligen Parameter an. Die dazugehörigen blauen Linien bilden 95%-ige Vertrauensintervalle ab, innerhalb derer die wahren Werte mit 95%-iger Wahrscheinlichkeit liegen. Je kürzer die Linien ausfallen, desto präziser ist die Punktschätzung. Überschneidet eine blaue Linie die Nulllinie, bedeutet dies, dass das Vorzeichen der Punktschätzung als statistisch nicht gesichert gilt, da sowohl positive als auch negative Werte in das Vertrauensintervall fallen. In diesem Fall wird die Punktschätzung statistisch als nicht signifikant von null verschiedenen bezeichnet.

Bei den in *Abbildungen 4.9 bis 4.11* erscheinenden Ergebnissen handelt es sich um OLS-Schätzungen, da diese Nichtstatistikern leichter zu vermitteln sind. Von uns ebenfalls durchgeführte und formal angemessenere Probit- und Logit-Schätzungen erbrachten die qualitativ gleichen

Resultaten. Die in *Abbildungen 4.12 bis 4.14* präsentierten Ergebnisse beruhen hingegen auf dem Tobit-Modell, sofern ein Selektionsmodell nicht angemessener erschien.<sup>32</sup>

Wir beginnen mit den *Abbildungen 4.9 bis 4.11*, die sich auf die Wahrscheinlichkeit beziehen, dass ausländische Arbeitskräfte in einen Fünfstellerberuf zugewandert sind. *Abbildung 4.9* präsentiert Ergebnisse betreffend den Parameter  $\alpha$  in Gleichung (1). Die Werte lassen sich auch als Anteile interpretieren. Demnach sind in durchschnittlich rund 95 Prozent aller ALQH-Berufe mindestens eine ausländische Arbeitskraft im Zeitraum von Januar 2017 bis Juni 2018 monatlich eingewandert.

Wie auch die danach folgenden Grafiken unterscheidet *Abbildung 4.9* die Zuwanderungen noch nach der Herkunftsregion (EU/EFTA, Drittstaaten) der einwandernden Arbeitskräfte sowie der erteilten Bewilligungsfrist: unterjährig (NSTWB) bzw. längerfristig (STWB).<sup>33</sup> Wie festzustellen ist, wies ein vergleichsweise kleiner Anteil von ALQH-Berufen (etwa 55%) den Eingang von einwandernden Arbeitskräften aus einem Drittstaat monatlich aus. An den Längen der blauen Linien ist ferner zu erkennen, dass alle Ergebnisse hohe Schätzpräzision besitzen: Die Vertrauensintervalle betragen höchstens (vgl. «Drittstaat»)  $\pm 5$  Prozentpunkte.

Die danach folgenden *Abbildungen 4.10 und 4.11* geben an, um wie viele Prozentpunkte sich die in *Abbildung 4.9* präsentierten Anteile nach Inkrafttreten der STMP veränderten. Gemäss den dort erscheinenden Punktschätzungen um  $\pm 2\%$  Prozentpunkte, was angesichts der in *Abbildung 4.9* dargestellten Ausgangswerte als sehr wenig zu bezeichnen ist. Die blauen Linien zeigen, dass die Prozentpunktveränderungen zudem statistisch nicht signifikant von null unterscheiden.

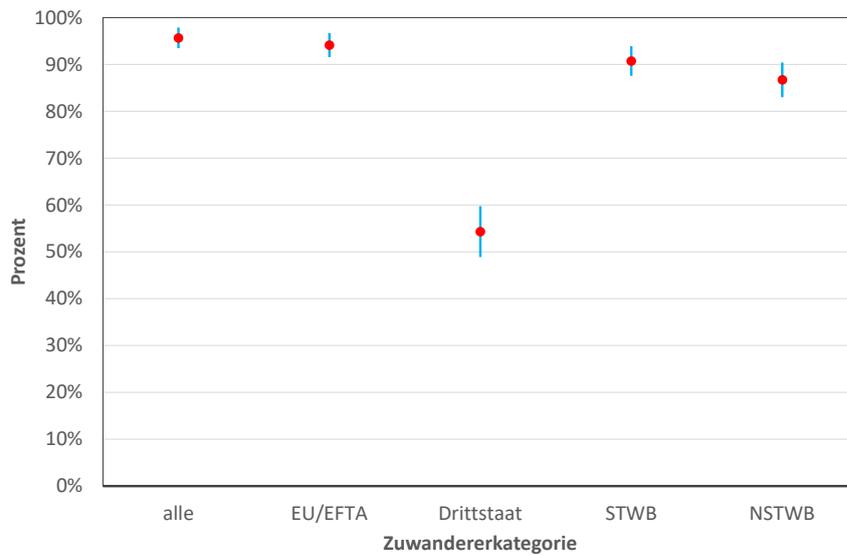
*Abbildungen 4.12 - 4.14* zeigen das qualitativ Gleiche in Bezug auf die Anzahl der monatlichen Zuwanderungen pro ALQH-Beruf. In Bezug auf die undifferenzierten («alle») Zuwanderungen und jene aus einem EU/EFTA-Land sind die geschätzten Veränderungen gegenüber den Ausgangswerten (*Abbildung 4.12*) sehr klein und zudem statistisch nicht gegen null gesichert. Die sehr niedrige Werte für die anderen Zuwanderungskategorien liegt zum einen daran, dass derartige Zuwanderungen quantitativ weniger bedeutend sind und zum anderen am Tobit- bzw. Selektionsmodell, das die Nulluntergrenze durchbrechen kann.

---

<sup>32</sup> Diese Modelle werden in *Anhang E* ausführlich beschrieben.

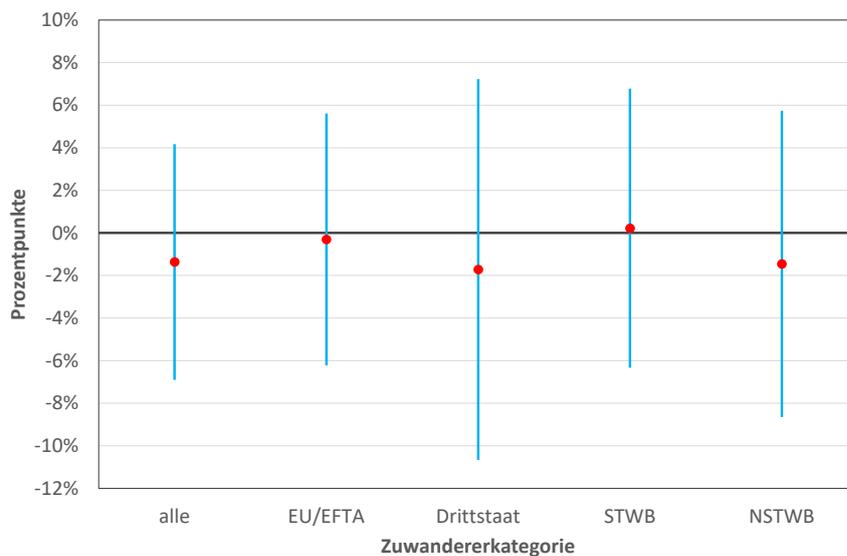
<sup>33</sup> Man merke, dass der Stichprobenumfang bei diesen Differenzierungen unverändert bleibt. Lediglich die Definition der Wirkungsvariable verändert sich. Bspw. trägt bei «EU/EFTA» die Wirkungsvariable nur dann den Wert 1, wenn mindestens eine der zuwandernden Arbeitskräfte aus einem EU/EFTA-Land stammt, und ansonsten den Wert 0.

Abb. 4.9: Monatlicher Anteil der meldepflichtigen Berufe im Zeitraum Januar 2017 - Juni 2018, in welche ausländische Arbeitskräfte einwanderten<sup>34</sup>



Anmerkungen: Es handelt sich hier um OLS-Schätzungen des in Gleichung (1), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\alpha$ , bei der die Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen in einem Monat die Linkhandvariable bildet.

Abb. 4.10: Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.9 erscheinenden Anteile, gemessen an der Entwicklung in den ALQM-Berufen<sup>35</sup>

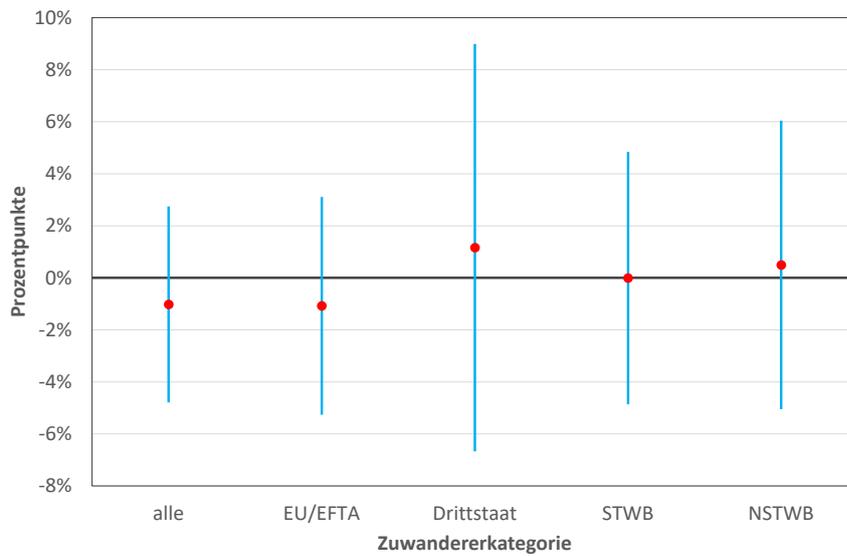


Anmerkungen: Es handelt sich hier um OLS-Schätzungen des in Gleichung (1), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\delta_M$  mit umgekehrten Vorzeichen, damit ein positiver (negativer) Wert als eine Zunahme (Abnahme) zu verstehen ist.

<sup>34</sup> Die roten Punkte in der Grafik stellen Punktschätzungen dar, während die blauen Linien 95%-ige Vertrauensintervalle abgrenzen. Diese beruhen ihrerseits auf robusten Standardfehlern. Der Stichprobenumfang beträgt 13'428 (= 373 Berufe x 36 Monate). Die Zuwanderungen werden sowohl undifferenziert («alle») als auch nach Herkunft («EU/EFTA», «Drittstaat») bzw. Bewilligungsfrist (unterjährig = «NSTWB», längerfristig = «STWB») unterschieden.)

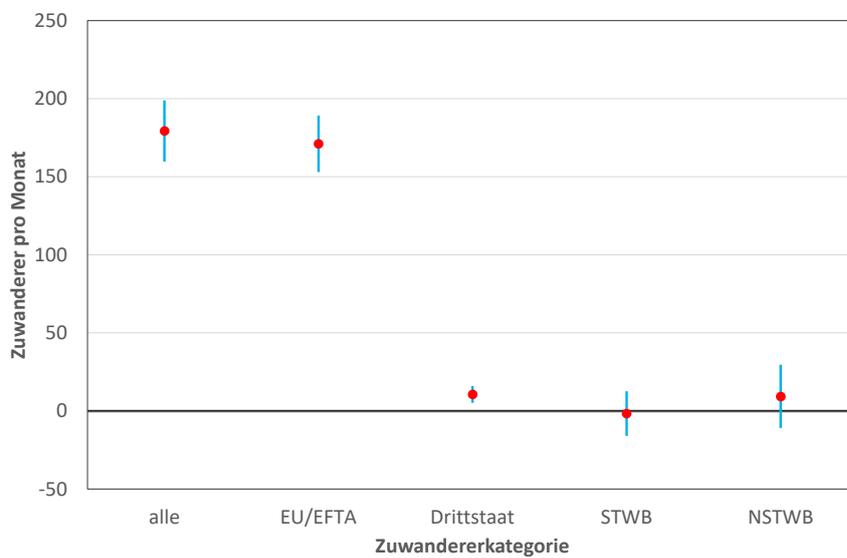
<sup>35</sup> Vgl. Fn. 31.

Abb. 4.11: Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.9 erscheinenden Anteile, gemessen an der Entwicklung in den ALQT-Berufen<sup>36</sup>



Anmerkungen: Es handelt sich hier um OLS-Schätzungen des in Gleichung (1), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\delta_i$  mit umgekehrten Vorzeichen, damit ein positiver (negativer) Wert als eine Zunahme (Abnahme) zu verstehen ist.

Abb. 4.12: Durchschnittliche monatliche Anzahl der ausländischen Arbeitskräfte, die im Zeitraum Januar 2017 - Juni 2018 in einen meldepflichtigen Beruf einwanderten<sup>37</sup>

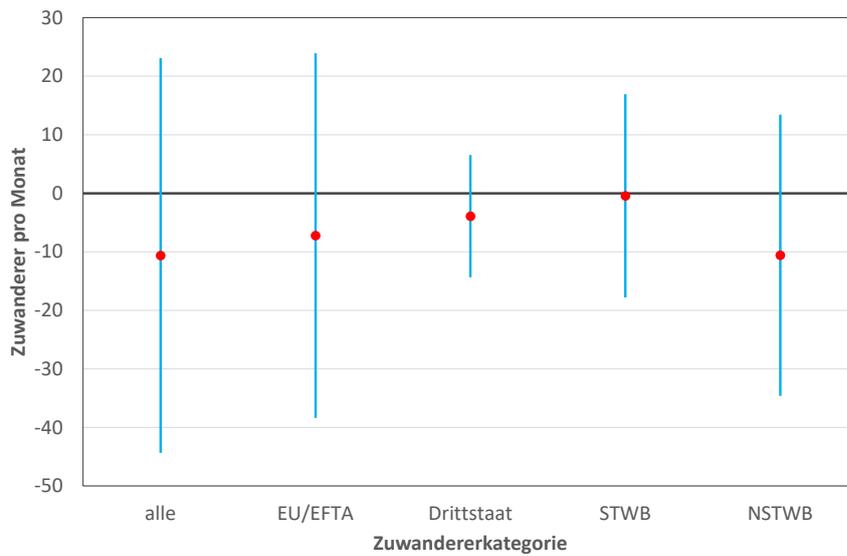


Anmerkungen: Es handelt sich um Tobit-Schätzungen des in Gleichung (1), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\alpha$ , bei der die Anzahl der monatlichen Zuwanderungen die Linkhandvariable bildet.

<sup>36</sup> Vgl. Fn. 31.

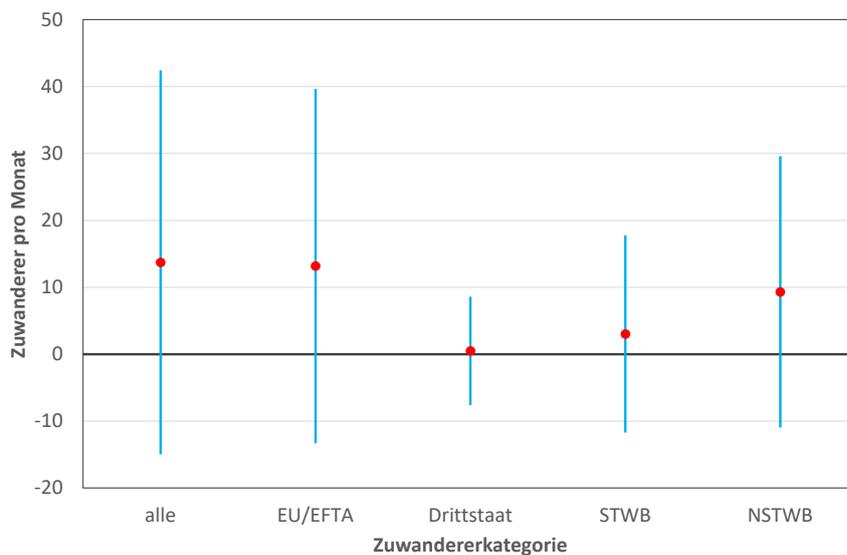
<sup>37</sup> Vgl. Fn. 31.

Abb. 4.13: Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.12 erscheinenden Zuwanderungszahlen, gemessen an der Entwicklung in den ALQM-Berufen<sup>38</sup>



Anmerkungen: Es handelt sich um Tobit-Schätzungen des in Gleichung (1), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\delta_M$  mit umgekehrten Vorzeichen, damit ein positiver (negativer) Wert als eine Zunahme (Abnahme) zu verstehen ist.

Abb. 4.14: Auswirkung der STMP auf die in Abbildung 4.12 erscheinenden Zuwanderungszahlen, gemessen an der Entwicklung in den ALQT-Berufen<sup>39</sup>



Anmerkungen: Es handelt sich um Tobit-Schätzungen des in Gleichung (1), Abschnitt 2.1 erscheinenden Parameters  $\delta_T$  mit umgekehrten Vorzeichen, damit ein positiver (negativer) Wert als eine Zunahme (Abnahme) zu verstehen ist.

<sup>38</sup> Vgl. Fn. 31.

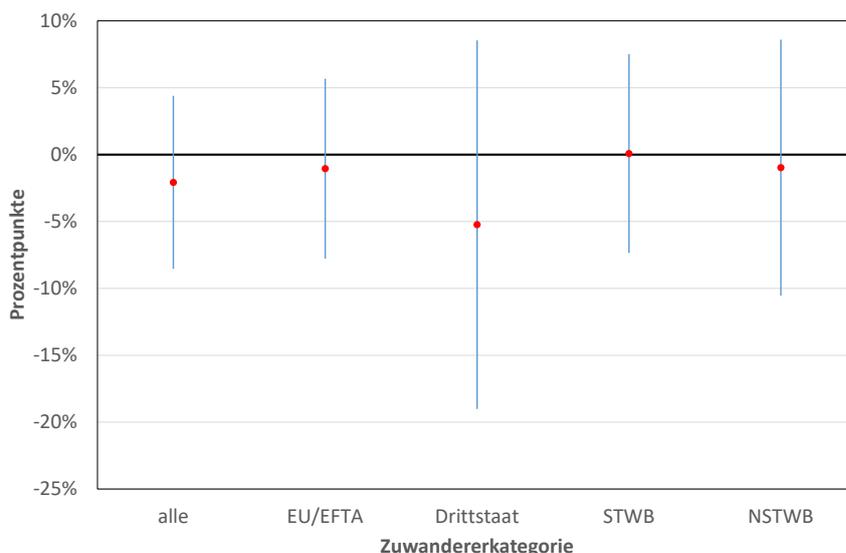
<sup>39</sup> Vgl. Fn. 31.

### 4.3.2. Regression Discontinuity Design

Im Unterschied zum DiD-Ansatz wird die Wirkung beim RDD nicht an Unterschieden zwischen Gruppendurchschnitten gemessen, sondern an der Stelle, wo die Unterteilung der Einzelberufe in die Berufsgruppen ALQM auf ALQH wechselt bzw. wo die Arbeitslosenquoten der Berufe die 8%-Marke von unten nach oben überschreiten. Der Gedanke dahinter ist, dass gerade diesseits und jenseits dieser Schwelle die Berufe ähnlich sein müssten, so dass allfällige Veränderungen des Wertes der Wirkungsvariablen an dieser Stelle auf die STMP zurückgeführt werden müsste.

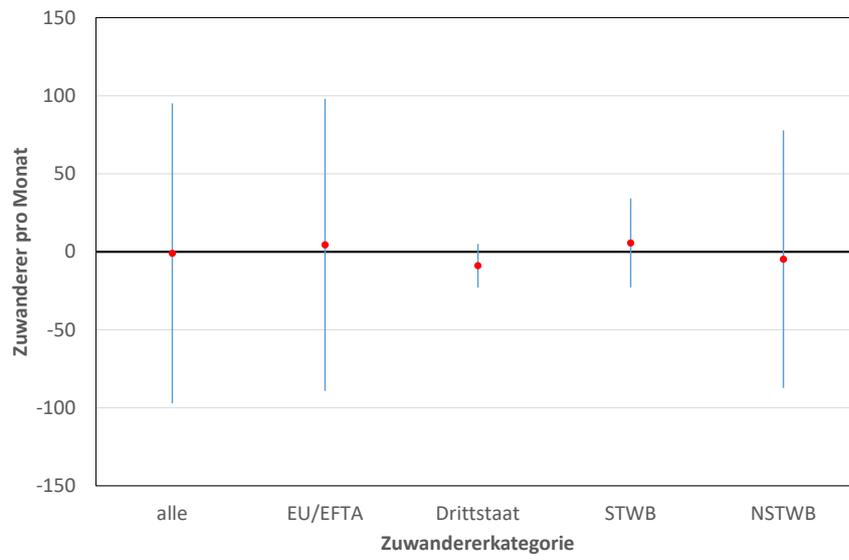
Eine solche Überlegung ist allerdings nicht schlüssig, wenn die Veränderung bzw. Diskontinuität, die an der 8%-Schwelle entsteht, bereits vor dem Inkrafttreten der STMP bestand. Deshalb untersuchen wir zuerst, ob Letzteres zutrifft. Zu diesem Zweck schätzen wir die in *Abchnitt 2.2* erscheinenden Gleichung (4) jeweils für die 18 Monate vor und nach dem Inkrafttreten der STMP und vergleichen die dabei erzielten Resultate in Bezug auf den Parameter  $\delta$ .<sup>40</sup> Wenn RDD in Bezug auf die Wirkung der STMP Aussagekraft besitzt, sollten die Parameter sich statistisch voneinander signifikant unterscheiden. Dies tun sie aber nicht, wie die nachfolgenden Grafiken zeigen. Aufgrund dessen wird der RDD-Ansatz nicht weiterverfolgt.

*Abb. 4.15: Test der Angemessenheit des RDD-Ansatzes, bezogen auf die Wahrscheinlichkeit der Zuwanderung ausländischer Arbeitskräfte*



<sup>40</sup> Die vollständigen Ergebnisse finden sich in *Anhang D*.

Abb. 4.16: Test der Angemessenheit des RDD-Ansatzes, bezogen auf die Zahl der Zuwanderung ausländischer Arbeitskräfte



## 5. Diskussion der Resultate

Unser Befund, wonach die STMP bis Ende 2019 keine statistisch gesicherte Auswirkung auf die Arbeitslosigkeit und die Zuwanderungen in den meldepflichtigen Berufen hatte, scheint nicht die Folge einer mangelhaften Umsetzung der STMP zu sein. Denn gemäss dem ersten Monitoringbericht des SECO (2019) ist die STMP erfolgreich umgesetzt und von den betroffenen Arbeitnehmern und Arbeitgebern gut angenommen worden:

- Die Anzahl gemeldeter Stellen hat unmittelbar nach Inkrafttreten der STMP markant zugenommen und sich – bis auf saisonale Einflüsse – auf hohem Niveau stabilisiert.
- Die öffentliche Arbeitsvermittlung hat in den ersten zwölf Monaten 98,5 Prozent der Meldungen innerhalb eines Tages geprüft und im Job-Room freigegeben.
- Ein Viertel der Stellensuchenden, die mindestens in einer der meldepflichtigen Berufen eine Stelle suchten, haben sich für den Zugang zum geschützten Bereich registriert. Davon haben rund 70 Prozent mehr als einmal pro Woche aktiv nach einer Stelle im geschützten Bereich des Job-Room gesucht.

Die Ursache dürfte also woanders liegen. Unseres Erachtens liegt sie darin, dass wichtige Aspekte im Vorfeld nicht genügend Beachtung fanden. Zum einen sind die meldepflichtigen Berufe zu durchlässig, um Stellenknappheit verlässlich zu messen. Und zum anderen ist eine hohe Arbeitslosenquote als Knappheitsmass mehrfach interpretierbar.

### 5.1. Arbeitsmarktabgrenzung

Zum ersten Punkt ist anzumerken, dass sich die Knappheit auf einem beruflichen Teilarbeitsmarkt nur dann sinnvoll ermitteln lässt, wenn die Kategoriengrenzen zu einem gewissen Grad Mobilitätsbarrieren gleichen, die es den Arbeitskräften einer gegebenen Berufskategorie erschweren, Tätigkeiten anderer Berufskategorien nachzugehen. Die Wirklichkeit sieht allerdings deutlich anders aus. Personen mit einer gegebenen beruflichen Qualifikation können eine Vielzahl verschiedener Berufe ausüben, wie auch umgekehrt eine gegebene Tätigkeit von einer Vielzahl unterschiedlich ausgebildeter Personen ausgeübt werden kann. Dies gilt mit Nachdruck für einen erheblichen Teil der meldepflichtigen Berufe, die aufgrund ihrer eher tiefen Qualifikationsanforderungen in der Fachliteratur vielfach «Jedermanns-Arbeitsmärkte» genannt werden.

In der Schweiz lassen sich zahllose Belege für derartige polyvalente Beziehungen finden. Zum Beispiel ist darauf zu verweisen, dass knapp 60 Prozent der Lehrabsolventen in der Schweiz später einem anderen als ihrem erlernten Beruf nachgehen.<sup>41</sup> Wie soll man angesichts der grossen Durchlässigkeit, die zwischen den gängigen Berufskategorien besteht, Knappheit innerhalb einer einzelnen Berufsgruppe messen können? Die Aufgabe ist kaum zu meistern. Und je feiner der Arbeitsmarkt in Berufsgruppen untergliedert wird, desto grösser wird die Durchlässigkeit und somit die Unüberwindbarkeit des Problems, da immer mehr Stellenwechsel innerhalb einer Berufsgruppe nun zu solchen zwischen Berufsgruppen werden.

---

<sup>41</sup> Vgl. SHELDON (2005).

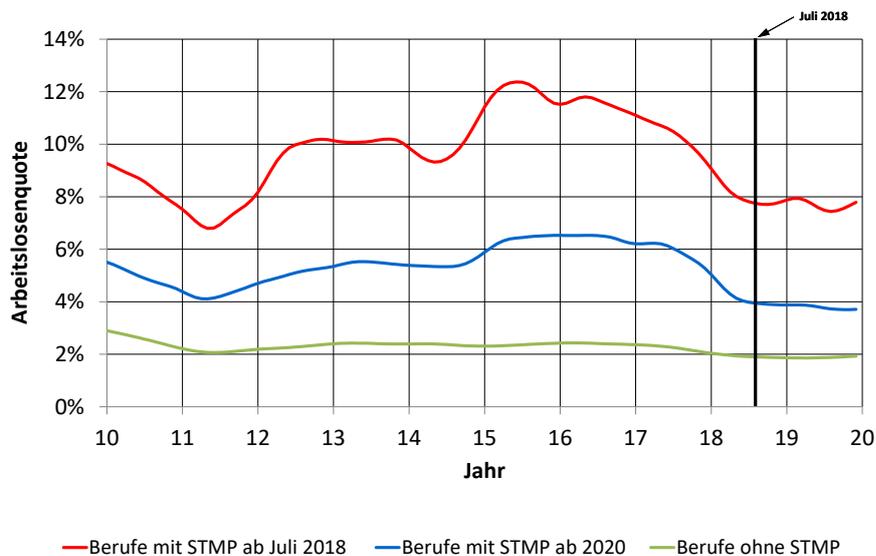
## 5.2. Arbeitslosenquote als Knappheitsmass

Arbeitslosenquoten sind als Knappheitsindikatoren nur bedingt aussagekräftig, da eine hohe Arbeitslosenquote sowohl von einem hohen Umschlag im Arbeitslosenbestand als auch einer langen Stellensuchdauer herrühren kann. Dies zeigt Gleichung (6) in *Abschnitt 3.1*. Doch nur eine lange Stellensuchdauer deutet auf eine bestehende Stellenknappheit hin, bei der ein durch die STMP geschaffener Informationsvorsprung den inländischen Stellensuchenden einen Vorteil verschaffen könnte.

Ein hohes Arbeitslosigkeitsrisiko hingegen zeugt von einer grossen Instabilität der Beschäftigung. Das Problem liegt in diesem Fall nicht darin, eine Stelle zu finden, sondern diese zu behalten. Da die STMP die Personalfluktuations tendenziell verteuert, könnte sie eventuell für stabilere Beschäftigungsverhältnisse sorgen. Aber dadurch ist dem Ziel einer verstärkten Ausschöpfung des inländischen Erwerbspotentials nicht gedient.

Wir zerlegen im Folgenden die Arbeitslosenquoten der drei Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT in ihre zwei Stromkomponenten Risiko und Dauer, um zu zeigen, dass die hohe Arbeitslosenquote der Gruppe der meldepflichtigen ALQH-Berufe ausschliesslich auf den hohen Umschlag im Arbeitslosenbestand zurückzuführen ist.

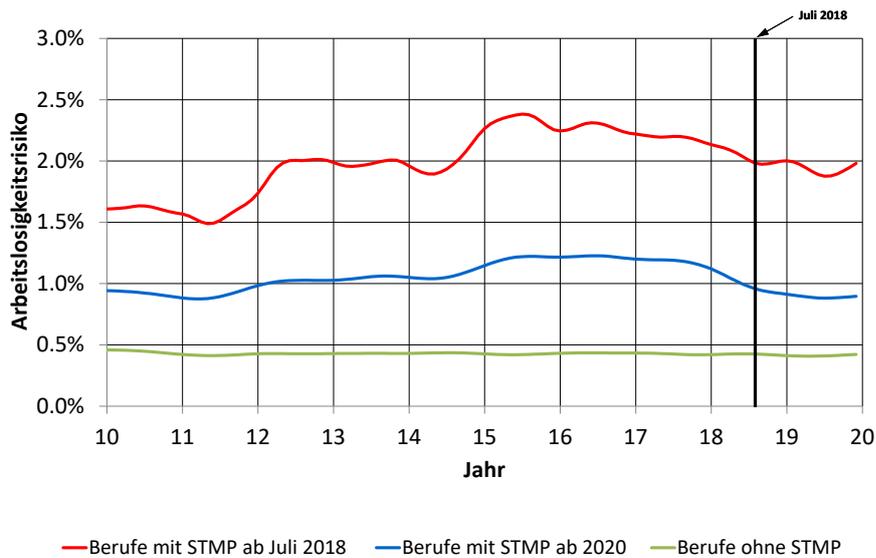
Abb. 5.1: Arbeitslosenquote, Arbeitslose, Januar 2010 – Dezember 2019, saisonbereinigt



Quelle: AVAM, eigene Berechnungen

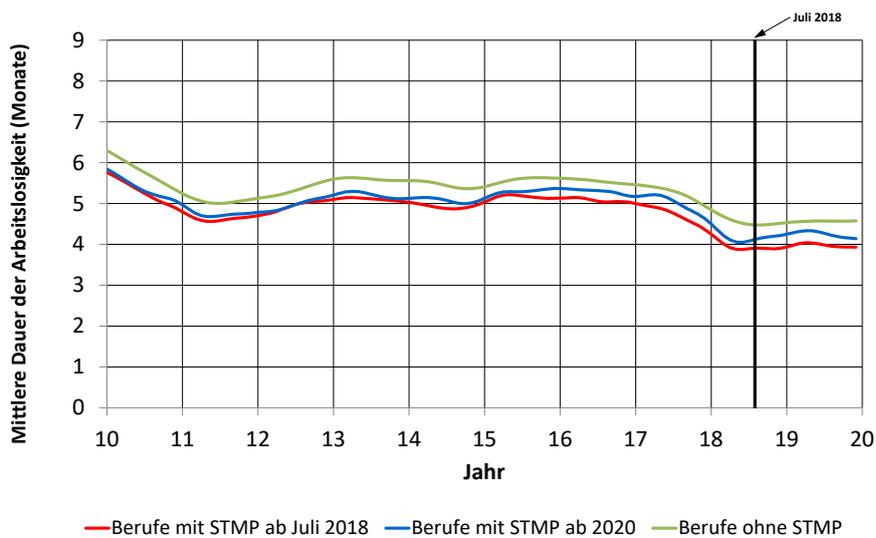
Dazu dienen *Abbildungen 5.1 bis 5.3*, welche den saisonbereinigten Verlauf der Arbeitslosenquoten, des Arbeitslosigkeitsrisikos bzw. der Arbeitslosigkeitsdauer der drei Berufsgruppen ALQH, ALQM und ALQT im Zeitraum Januar 2010 bis Dezember 2019 wiedergeben. Wie anhand der Grafiken zu erkennen ist, besteht kaum ein Unterschied zwischen den drei Berufsgruppen hinsichtlich der Dauer der Arbeitslosigkeit. Die entsprechenden Kurven liegen fast aufeinander. Grosse Unterschiede ergeben sich nur bei den Arbeitslosenquoten und Arbeitslosigkeitsrisiken. Demnach ist die hohe ALQ bei den meldepflichtigen Berufen auf die Instabilität der Beschäftigung in diesen Berufen zurückzuführen und nicht eine Folge von Stellenknappheit.

Abb. 5.2: Arbeitslosigkeitsrisiko, Arbeitslose, Januar 2010 – Dezember 2019, saisonbereinigt



Quelle: AVAM, eigene Berechnungen

Abb. 5.3: Arbeitslosigkeitsdauer, Arbeitslose, Januar 2010 – Dezember 2019, saisonbereinigt



Quelle: AVAM, eigene Berechnungen

Tabelle 5.1 fasst die in den Grafiken erscheinenden Größenverhältnisse für den Zeitraum von April 2017 bis März 2018, der für die Einteilung der Berufe in die drei Gruppen ALQH, ALQM und ALQT bestimmend war, noch zusammen. Die Zahlen geben das Verhältnis der Arbeitslosenquote («ALQ»), des Arbeitslosigkeitsrisikos («Risiko») und der Arbeitslosigkeitsdauer («Dauer») der ALQH-Berufe zu den entsprechenden Werten der ALQM- bzw. ALQT-Berufen wieder.

Tab. 5.1: Verhältnis meldepflichtiger zu nicht meldepflichtigen Berufen, April 2017 – März 2018

	ALQ		Risiko		Dauer
ALQH / ALQM	1.84	=	1.90	x	0.97
ALQH / ALQT	4.21	=	4.65	x	0.91

Quelle: AVAM, eigene Berechnungen

Wie aus der Tabelle hervorgeht, betrug das Verhältnis der Arbeitslosenquote der ALQH-Berufen zu den ALQM-Berufen bei den Arbeitslosen 1,84. Das bedeutet, dass die Arbeitslosenquote bei den ALQH-Berufen 84% höher lag als bei den ALQM-Berufen im Durchschnitt des Zeitraums April 2017 bis März 2018. Dafür fiel aber die Arbeitslosigkeitsdauer bei den ALQH-Berufen 3% (= 1 - 0,97) kürzer aus als bei den ALQM-Berufen. Das bedeutet, dass Arbeitslose in einem ALQH-Beruf sogar 3% weniger lang nach einer passenden Stelle suchten als Arbeitslose in einem ALQM-Beruf, und dies wohlgerne, obwohl die Arbeitslosenquote der ALQH-Berufe um das 1,84-fache über der Arbeitslosenquote der ALQM-Berufe lag.

Gegenüber den ALQT-Berufen ist die Arbeitslosenquote bei den Arbeitslosen in den ALQH-Berufen sogar um einen Faktor 4,21 höher, aber trotzdem ist die Dauer der Arbeitslosigkeit bei den ALQH-Berufen 9% (= 1 - 0,91) kürzer. Daran ist zu erkennen, wie wenig berufliche Arbeitslosenquoten hierzulande über den tatsächlichen Vermittlungserfolg von Stellensuchenden aussagen.

Kurzum: Die hohe Arbeitslosigkeit der Stellensuchenden in den meldepflichtigen Berufen ist nicht darauf zurückzuführen, dass die Betroffenen keine Stelle finden, sondern dass sie diese nicht lange behalten. Vor diesem Hintergrund erwarten wir nicht, dass die STMP, die auf eine Verkürzung der Stellensuchdauer abzielt, die Arbeitslosigkeit bei den Berufen mit hohen Arbeitslosenquoten senkt.

Schliesslich ist darauf hinzuweisen, dass die zusätzliche Information, welche die STMP bietet, nicht notwendigerweise zu grösserer Markttransparenz führt. Information unterliegt ebenfalls dem Gesetz abnehmender Grenzerträge: Mehr Information kann also auch weniger Transparenz bedeuten. Die kürzere Dauer der Stellensuche in meldepflichtigen Berufen spricht jedenfalls nicht dafür, dass die hohe Arbeitslosigkeit in diesen Berufen an mangelnder Markttransparenz liegt.

## Literatur

- CAMERON, A., P. TRIVEDI (2005), *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge (UK): Cambridge University Press.
- CUENI, D., G. SHELDON (2012), "Bestimmungsfaktoren der Entwicklung der Arbeitslosigkeit in der Schweiz im Zeitraum 1990-2009", Forschungsbericht zuhanden des Seco, FAI, Universität Basel.
- GREENE, W. (2003), *Econometric Analysis*, 5<sup>th</sup> edition, New Jersey: Prentice Hall.
- HECKMAN, J., BORJAS, G. (1980), "Does Unemployment Cause Future Unemployment? Definitions, Questions, and Answers from a Continuous Time Model of Heterogeneity and State Dependence", *Economica*, 47, pp. 247-283.
- LALIVE, R., T. LEHMANN (2019), «Vorstudie zur Evaluation der Stellenmeldepflicht», Bericht zuhanden des Seco, Universität Lausanne.
- SALANT, S. (1977), "Search Theory and Duration Data: A Theory of Sorts", *Quarterly Journal of Economics*, 91(1), S. 39-57
- SECO (2019), «Vollzugsmonitoring Stellenmeldepflicht», Erster Monitoringbericht des Staatssekretariats für Wirtschaft (Seco), 1. November, Bern.
- SHELDON, G. (1989), *Die Dynamik der Arbeitslosigkeit in der Schweiz*, Bern: Haupt Verlag.
- SHELDON, G. (1991), «Strombezogene Indikatoren der Arbeitslosigkeit», Forschungsbericht zuhanden des BIGA, FAI, Universität Basel.
- SHELDON, G. (1999), *Langzeitarbeitslosigkeit in der Schweiz: Diagnose und Therapie*, Bern: Haupt Verlag.
- SHELDON, G. (2005), *Der berufsstrukturelle Wandel der Beschäftigung in der Schweiz 1970-2000: Ausmass, Ursachen und Folgen*, Neuchâtel: Bundesamt für Statistik.
- SHELDON, G. (2020), "Unemployment in Switzerland in the Wake of the Covid-19 Pandemic: An Intertemporal Perspective", *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 156(8).
- SHELDON, G., E. SHVARTSMAN (2018), «Bestimmungsfaktoren der kantonalen Arbeitslosigkeitsunterschiede im Zeitraum 1990-2017», *Seco Publikation Arbeitsmarktpolitik No. 57*, Bern.
- SEM (2020), *Ausländer- und Asylstatistik 2019*, Bern: Staatssekretariat für Migration SEM.
- WINKELMANN, R., S. BOES (2006), *Analysis of Microdata*, Berlin: Springer.

## Anhang A: Resultate zu den Hazardraten basierend auf DiD

- Legende: ALQT: nicht meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen Arbeitslosenquote (ALQ) 5% oder niedriger im Zeitraum April 2017 bis März 2018
- ALQM: nicht meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen ALQ zwischen über 5 und 8% im Zeitraum April 2017 bis März 2018
- ALQH: meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen ALQ über 8% im Zeitraum April 2017 bis März 2018
- T: = 0 vor Juli 2018 und =1 ab Juli 2018
- \*: Multiplikationszeichen
- adj. R<sup>2</sup>: um die Zahl der Freiheitsgrade korrigiertes Bestimmtheitsmass
- N: Stichprobengrösse
- AAM: Teilnehmende an den aktiven arbeitsmarktpolitischen Massnahmen (AAM) Umschulung und Weiterbildung, Zwischenverdienst oder Beschäftigungsprogrammen
- Koeff.: Koeffizient
- OLS: Kleinstquadratmethode («Ordinary Least Squares»)
- Prob.: Wahrscheinlichkeit des Irrtums bei der Ablehnung der Nullhypothese, dass der Koeffizient in Wirklichkeit null beträgt, beruhend auf robusten Standardfehlern
- Anmerkung: Die Koeffizienten der Interaktionsterme bzw. die Wirkungsparameter  $\delta_M$  und  $\delta_T$  gelten dann als STMP-konform, wenn sie ein statistisch gesichertes (Prob. < 0.05) negatives Vorzeichen aufweisen.

Tab. A1: DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, ohne AAM-Teilnehmende, Januar 2017 – Dezember 2019

Dauer	Konstante		ALQM		T		ALQM*T		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
Monat 1	0.223	0.000	-0.025	0.000	0.034	0.000	0.007	0.002	0.0025	590 799
Monat 2	0.243	0.000	-0.020	0.000	0.023	0.000	-0.006	0.035	0.0012	456 966
Monat 3	0.240	0.000	-0.018	0.000	0.012	0.000	0.004	0.194	0.0006	347 117
Monat 4	0.235	0.000	-0.017	0.000	0.004	0.042	0.000	0.980	0.0004	266 906
Monat 5	0.225	0.000	-0.022	0.000	0.004	0.133	0.006	0.145	0.0006	208 022
Monat 6	0.206	0.000	-0.015	0.000	0.011	0.000	-0.004	0.283	0.0006	164 149
Monat 7	0.192	0.000	-0.013	0.000	0.011	0.000	-0.001	0.868	0.0005	132 477
Monat 8	0.176	0.000	-0.007	0.023	0.019	0.000	-0.008	0.105	0.0006	108 449
Monat 9	0.169	0.000	-0.009	0.004	0.015	0.000	0.004	0.456	0.0006	90 238
Monat 10	0.165	0.000	-0.002	0.507	0.016	0.000	-0.001	0.828	0.0004	75 755
Monat 11	0.153	0.000	0.003	0.383	0.021	0.000	-0.010	0.118	0.0005	63 969
Monat 12	0.166	0.000	-0.007	0.098	0.015	0.000	-0.007	0.289	0.0004	55 059
Monat 13	0.166	0.000	-0.006	0.136	0.023	0.000	-0.009	0.240	0.0008	46 782
Monat 14	0.160	0.000	0.001	0.801	0.012	0.020	-0.012	0.141	0.0002	39 756
Monat 15	0.147	0.000	-0.008	0.085	0.021	0.000	-0.012	0.148	0.0008	34 034
Monat 16	0.143	0.000	0.000	0.961	0.005	0.391	-0.003	0.727	0.0000	29 748
Monat 17	0.134	0.000	-0.009	0.072	0.017	0.006	0.002	0.835	0.0007	25 946
Monat 18	0.153	0.000	-0.007	0.241	0.005	0.481	-0.003	0.758	0.0001	22 908
Monat 19	0.202	0.000	0.015	0.032	0.018	0.023	-0.022	0.090	0.0004	19 889
Monat 20	0.205	0.000	0.025	0.002	0.012	0.174	-0.017	0.226	0.0007	16 043
Monat 21	0.178	0.000	0.011	0.206	-0.003	0.719	0.031	0.042	0.0011	12 897
Monat 22	0.169	0.000	-0.010	0.255	-0.016	0.097	0.020	0.197	0.0003	10 723
Monat 23	0.164	0.000	-0.012	0.220	-0.010	0.343	0.015	0.378	0.0002	9 221
Monat 24	0.240	0.000	0.024	0.046	-0.011	0.397	-0.007	0.745	0.0009	7 988

Tab. A2: DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, mit AAM-Teilnehmenden, Januar 2017 – Dezember 2019

Dauer	Konstante		ALQM		T		ALQM*T		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
Monat 1	0.141	0.000	-0.004	0.002	0.025	0.000	0.000	0.915	0.0013	549 906
Monat 2	0.165	0.000	-0.001	0.645	0.017	0.000	-0.012	0.000	0.0004	468 242
Monat 3	0.166	0.000	0.002	0.175	0.004	0.003	-0.001	0.775	0.0000	389 430
Monat 4	0.154	0.000	-0.002	0.278	-0.004	0.042	0.002	0.520	0.0000	325 663
Monat 5	0.154	0.000	-0.002	0.278	-0.004	0.042	0.002	0.520	0.0000	275 529
Monat 6	0.142	0.000	-0.003	0.082	-0.003	0.166	0.000	0.869	0.0000	234 680
Monat 7	0.124	0.000	-0.001	0.585	0.003	0.140	0.003	0.265	0.0000	203 563
Monat 8	0.114	0.000	0.006	0.004	0.006	0.003	-0.004	0.279	0.0001	178 917
Monat 9	0.108	0.000	0.006	0.005	0.006	0.003	0.002	0.608	0.0002	158 754
Monat 10	0.108	0.000	0.010	0.000	0.003	0.126	-0.003	0.357	0.0002	141 565
Monat 11	0.103	0.000	0.007	0.002	0.004	0.098	0.000	0.952	0.0002	126 591
Monat 12	0.107	0.000	0.008	0.002	0.006	0.008	0.002	0.562	0.0003	114 377
Monat 13	0.110	0.000	0.005	0.066	0.006	0.010	0.007	0.084	0.0004	102 584
Monat 14	0.105	0.000	0.008	0.006	0.006	0.021	-0.008	0.055	0.0001	91 914
Monat 15	0.098	0.000	0.002	0.528	0.008	0.004	-0.004	0.385	0.0001	82 907
Monat 16	0.096	0.000	0.005	0.067	0.003	0.311	-0.003	0.521	0.0001	75 423
Monat 17	0.094	0.000	0.002	0.500	0.006	0.049	0.000	0.954	0.0001	68 535
Monat 18	0.109	0.000	-0.001	0.662	0.002	0.531	0.001	0.833	0.0000	62 508
Monat 19	0.144	0.000	0.014	0.001	-0.002	0.619	-0.001	0.863	0.0003	56 201
Monat 20	0.150	0.000	0.017	0.000	-0.004	0.331	-0.005	0.500	0.0005	48 497
Monat 21	0.142	0.000	0.014	0.004	-0.003	0.550	-0.003	0.642	0.0003	41 666
Monat 22	0.134	0.000	0.003	0.572	-0.001	0.831	-0.002	0.831	0.0000	35 978
Monat 23	0.132	0.000	-0.001	0.876	-0.004	0.346	0.010	0.211	0.0001	31 455
Monat 24	0.240	0.000	0.023	0.001	0.001	0.877	-0.002	0.881	0.0006	27 659

Tab. A3: DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (3) in Abschnitt 2.1, ohne AAM-Teilnehmende, Januar 2017 – Dezember 2019

Dauer	Konstante		ALQM		T		ALQM*T		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
Monat 1	0.223	0.000	-0.006	0.000	-0.006	0.001	0.001	0.646	0.022	590 799
Monat 2	0.243	0.000	-0.002	0.398	-0.010	0.000	-0.011	0.000	0.031	456 966
Monat 3	0.240	0.000	-0.004	0.029	-0.018	0.000	-0.002	0.586	0.028	347 117
Monat 4	0.235	0.000	-0.003	0.240	-0.028	0.000	-0.005	0.109	0.030	266 906
Monat 5	0.225	0.000	-0.009	0.001	-0.032	0.000	0.002	0.671	0.027	208 022
Monat 6	0.206	0.000	-0.004	0.106	-0.026	0.000	-0.007	0.092	0.024	164 149
Monat 7	0.192	0.000	-0.006	0.044	-0.030	0.000	-0.002	0.621	0.021	132 477
Monat 8	0.176	0.000	-0.003	0.294	-0.021	0.000	-0.007	0.129	0.018	108 449
Monat 9	0.169	0.000	-0.007	0.048	-0.024	0.000	0.004	0.467	0.020	90 238
Monat 10	0.165	0.000	-0.001	0.816	-0.017	0.000	-0.002	0.776	0.024	75 755
Monat 11	0.153	0.000	0.007	0.091	-0.012	0.025	-0.010	0.102	0.021	63 969
Monat 12	0.166	0.000	-0.005	0.261	-0.026	0.000	-0.007	0.280	0.020	55 059
Monat 13	0.166	0.000	-0.001	0.881	-0.009	0.132	-0.010	0.195	0.030	46 782
Monat 14	0.160	0.000	0.002	0.666	-0.026	0.000	-0.013	0.105	0.017	39 756
Monat 15	0.147	0.000	-0.005	0.364	-0.010	0.160	-0.013	0.127	0.018	34 034
Monat 16	0.143	0.000	0.003	0.521	-0.032	0.000	-0.004	0.673	0.014	29 748
Monat 17	0.134	0.000	-0.009	0.101	-0.011	0.162	0.003	0.764	0.016	25 946
Monat 18	0.153	0.000	-0.003	0.601	-0.018	0.031	-0.005	0.629	0.018	22 908
Monat 19	0.202	0.000	0.007	0.345	-0.016	0.105	-0.020	0.114	0.037	19 889
Monat 20	0.205	0.000	0.019	0.027	-0.030	0.009	-0.022	0.116	0.047	16 043
Monat 21	0.178	0.000	0.005	0.610	-0.027	0.019	0.027	0.069	0.048	12 897
Monat 22	0.169	0.000	-0.009	0.315	-0.034	0.006	0.019	0.231	0.040	10 723
Monat 23	0.164	0.000	-0.013	0.201	-0.016	0.214	0.017	0.295	0.041	9 221
Monat 24	0.240	0.000	0.018	0.168	-0.049	0.003	-0.004	0.856	0.034	7 988

Tab. A4: DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (3), in Abschnitt 2.1, mit AAM-Teilnehmenden, Januar 2017 – Dezember 2019

Dauer	Konstante		ALQM		T		ALQM*T		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
Monat 1	0.141	0.000	0.005	0.000	-0.004	0.005	0.000	0.992	0.015	549 906
Monat 2	0.165	0.000	0.006	0.000	-0.007	0.000	-0.010	0.000	0.027	468 242
Monat 3	0.166	0.000	0.004	0.013	-0.013	0.000	-0.002	0.450	0.021	389 430
Monat 4	0.154	0.000	0.003	0.100	-0.020	0.000	-0.003	0.202	0.027	325 663
Monat 5	0.154	0.000	0.002	0.412	-0.021	0.000	0.000	0.886	0.022	275 529
Monat 6	0.142	0.000	-0.002	0.318	-0.019	0.000	-0.001	0.755	0.018	234 680
Monat 7	0.124	0.000	-0.002	0.263	-0.015	0.000	0.003	0.294	0.015	203 563
Monat 8	0.114	0.000	0.004	0.103	-0.007	0.003	-0.003	0.285	0.014	178 917
Monat 9	0.108	0.000	0.001	0.789	-0.006	0.030	0.001	0.744	0.016	158 754
Monat 10	0.108	0.000	0.004	0.137	-0.004	0.149	-0.005	0.140	0.025	141 565
Monat 11	0.103	0.000	0.003	0.296	-0.002	0.545	-0.003	0.481	0.023	126 591
Monat 12	0.107	0.000	0.002	0.354	-0.003	0.383	-0.002	0.584	0.021	114 377
Monat 13	0.110	0.000	0.002	0.525	-0.005	0.152	0.004	0.321	0.022	102 584
Monat 14	0.105	0.000	0.004	0.128	-0.006	0.080	-0.011	0.016	0.017	91 914
Monat 15	0.098	0.000	0.002	0.597	-0.002	0.548	-0.005	0.284	0.012	82 907
Monat 16	0.096	0.000	0.005	0.141	-0.005	0.139	-0.003	0.505	0.011	75 423
Monat 17	0.094	0.000	0.003	0.403	0.002	0.577	0.000	0.980	0.011	68 535
Monat 18	0.109	0.000	-0.002	0.516	-0.008	0.065	0.000	0.939	0.011	62 508
Monat 19	0.144	0.000	0.006	0.138	-0.013	0.008	-0.002	0.764	0.026	56 201
Monat 20	0.150	0.000	0.010	0.045	-0.027	0.000	-0.005	0.458	0.028	48 497
Monat 21	0.142	0.000	0.012	0.021	-0.017	0.002	-0.004	0.633	0.027	41 666
Monat 22	0.134	0.000	0.005	0.384	-0.013	0.023	-0.003	0.715	0.027	35 978
Monat 23	0.132	0.000	0.000	0.933	-0.011	0.062	0.009	0.256	0.023	31 455
Monat 24	0.240	0.000	0.024	0.002	-0.020	0.017	-0.005	0.647	0.035	27 659

Tab. A5: DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (2), in Abschnitt 2.1, ohne AAM-Teilnehmenden, Januar 2017 – Dezember 2019

Dauer	Konstante		ALQM		ALQT		T1		T2		T3		T4		T5		ALQM*T1		ALQM*T2	
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.
Monat 1	0.290	0.000	-0.029	0.000	-0.029	0.000	-0.051	0.000	-0.077	0.000	-0.028	0.000	0.004	0.091	-0.027	0.000	0.006	0.077	0.008	0.037
Monat 2	0.284	0.000	-0.022	0.000	-0.033	0.000	-0.042	0.000	-0.040	0.000	-0.011	0.000	-0.003	0.310	0.000	0.000	0.005	0.242	0.000	0.963
Monat 3	0.275	0.000	-0.015	0.000	-0.032	0.000	-0.036	0.000	-0.043	0.000	-0.022	0.000	-0.003	0.273	-0.019	0.000	-0.004	0.411	-0.007	0.152
Monat 4	0.281	0.000	-0.020	0.000	-0.045	0.000	-0.048	0.000	-0.022	0.000	-0.005	0.256	-0.014	0.000	0.000	0.000	0.005	0.304	0.007	0.176
Monat 5	0.299	0.000	-0.024	0.000	-0.046	0.000	-0.049	0.000	-0.022	0.000	0.002	0.657	-0.021	0.000	0.000	0.000	0.006	0.289	0.007	0.262
Monat 6	0.274	0.000	-0.016	0.001	-0.035	0.000	-0.046	0.000	-0.026	0.000	-0.005	0.286	-0.006	0.166	0.000	0.000	0.003	0.637	0.007	0.301
Monat 7	0.251	0.000	-0.020	0.000	-0.033	0.000	-0.057	0.000	-0.075	0.000	-0.049	0.000	-0.021	0.000	-0.054	0.000	0.014	0.048	0.006	0.410
Monat 8	0.220	0.000	-0.009	0.126	-0.024	0.000	-0.054	0.000	-0.093	0.000	-0.069	0.000	-0.013	0.020	-0.071	0.000	0.008	0.317	-0.003	0.724
Monat 9	0.219	0.000	-0.009	0.147	-0.042	0.000	-0.054	0.000	-0.038	0.000	-0.022	0.005	-0.017	0.009	-0.019	0.014	0.003	0.693	-0.003	0.726
Monat 10	0.201	0.000	-0.009	0.212	-0.023	0.000	-0.054	0.000	-0.081	0.000	-0.064	0.000	-0.018	0.009	-0.062	0.000	0.019	0.031	-0.001	0.907
Monat 11	0.191	0.000	0.003	0.715	-0.027	0.000	-0.048	0.000	-0.036	0.000	-0.010	0.275	-0.013	0.081	-0.009	0.343	0.001	0.912	-0.001	0.915
Monat 12	0.202	0.000	-0.006	0.436	-0.033	0.000	-0.053	0.000	-0.082	0.000	-0.055	0.000	-0.036	0.000	-0.056	0.000	0.000	0.969	-0.003	0.780
Monat 13	0.205	0.000	-0.012	0.180	-0.026	0.001	-0.053	0.000	-0.075	0.000	-0.050	0.000	-0.013	0.146	-0.045	0.000	0.007	0.504	0.005	0.630
Monat 14	0.200	0.000	0.002	0.849	-0.043	0.000	-0.049	0.000	-0.059	0.000	-0.035	0.002	-0.030	0.001	-0.032	0.007	-0.003	0.807	-0.001	0.955
Monat 15	0.176	0.000	-0.016	0.091	-0.029	0.001	-0.049	0.000	-0.034	0.002	-0.015	0.204	-0.006	0.519	-0.008	0.546	0.010	0.392	0.010	0.425
Monat 16	0.180	0.000	-0.005	0.651	-0.038	0.000	-0.051	0.000	-0.013	0.187	-0.005	0.652	-0.020	0.058	0.000	0.000	0.005	0.721	0.009	0.486
Monat 17	0.163	0.000	-0.012	0.245	-0.005	0.631	-0.041	0.000	-0.021	0.073	-0.011	0.401	-0.005	0.616	0.004	0.783	0.011	0.374	-0.007	0.623
Monat 18	0.186	0.000	-0.014	0.221	-0.016	0.122	-0.044	0.000	-0.019	0.122	-0.007	0.616	-0.032	0.007	0.000	0.000	0.011	0.456	0.011	0.484
Monat 19	0.239	0.000	0.022	0.120	-0.005	0.685	-0.056	0.000	-0.012	0.421	0.012	0.449	-0.011	0.443	0.000	0.000	0.001	0.943	-0.020	0.277
Monat 20	0.265	0.000	0.031	0.059	-0.010	0.465	-0.058	0.000	-0.039	0.016	0.008	0.645	-0.052	0.001	0.000	0.000	-0.007	0.722	-0.005	0.800
Monat 21	0.214	0.000	-0.006	0.726	-0.015	0.317	-0.051	0.000	0.020	0.205	0.038	0.036	-0.036	0.037	0.000	0.000	0.025	0.253	0.022	0.321
Monat 22	0.188	0.000	-0.019	0.300	-0.027	0.097	-0.036	0.013	-0.048	0.012	-0.044	0.040	-0.050	0.006	-0.056	0.013	0.016	0.500	0.007	0.746
Monat 23	0.159	0.000	-0.007	0.724	-0.010	0.559	-0.024	0.115	0.013	0.533	0.014	0.546	-0.029	0.124	-0.002	0.920	-0.007	0.777	-0.006	0.803
Monat 24	0.281	0.000	0.033	0.158	-0.005	0.800	-0.050	0.008	-0.076	0.004	-0.086	0.002	-0.031	0.194	-0.084	0.006	-0.015	0.631	-0.015	0.629

Dauer	ALQM*T3		ALQM*T4		ALQM*T5		ALQT*T1		ALQT*T2		ALQT*T3		ALQT*T4		ALQT*T5		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.																
Monat 1	0.010	0.009	0.010	0.016	0.011	0.008	0.014	0.000	0.018	0.000	0.017	0.000	0.015	0.000	0.019	0.000	0.007	907 493
Monat 2	-0.003	0.558	-0.001	0.883	-0.012	0.017	0.017	0.000	0.013	0.001	0.018	0.000	0.013	0.001	0.007	0.084	0.005	699 589
Monat 3	0.004	0.515	0.000	0.989	-0.003	0.561	0.018	0.000	0.014	0.003	0.021	0.000	0.014	0.003	0.015	0.001	0.006	531 308
Monat 4	0.007	0.225	0.004	0.455	-0.001	0.914	0.026	0.000	0.028	0.000	0.038	0.000	0.020	0.000	0.030	0.000	0.008	409 248
Monat 5	0.007	0.292	0.019	0.005	-0.004	0.587	0.021	0.000	0.036	0.000	0.022	0.000	0.023	0.000	0.024	0.000	0.007	320 373
Monat 6	-0.001	0.945	-0.005	0.517	0.000	0.999	0.022	0.000	0.017	0.006	0.017	0.010	0.002	0.719	0.011	0.115	0.006	254 198
Monat 7	0.008	0.319	0.002	0.849	0.008	0.317	0.021	0.001	0.020	0.003	0.012	0.110	0.013	0.076	0.016	0.034	0.005	206 062
Monat 8	-0.004	0.635	-0.007	0.409	-0.005	0.566	0.015	0.029	0.010	0.152	-0.006	0.471	0.000	0.983	0.000	0.997	0.005	169 156
Monat 9	0.001	0.914	0.003	0.775	0.009	0.359	0.031	0.000	0.024	0.002	0.023	0.006	0.028	0.001	0.028	0.001	0.005	141 277
Monat 10	0.005	0.650	0.012	0.249	0.000	0.992	0.019	0.022	0.008	0.322	-0.002	0.842	0.013	0.176	0.005	0.629	0.004	119 065
Monat 11	-0.005	0.660	-0.016	0.180	-0.005	0.655	0.033	0.000	0.019	0.031	0.007	0.444	0.021	0.038	0.004	0.662	0.004	100 718
Monat 12	-0.013	0.285	0.008	0.506	-0.016	0.207	0.020	0.030	0.018	0.064	0.003	0.795	0.036	0.001	0.001	0.898	0.005	86 573
Monat 13	0.005	0.732	-0.009	0.532	-0.009	0.516	0.023	0.027	0.017	0.102	-0.002	0.840	0.017	0.168	-0.012	0.327	0.004	73 746
Monat 14	-0.003	0.834	-0.013	0.383	-0.025	0.091	0.034	0.001	0.032	0.004	0.025	0.040	0.031	0.014	0.017	0.184	0.004	62 646
Monat 15	0.011	0.484	-0.016	0.289	-0.009	0.559	0.026	0.017	0.007	0.563	0.009	0.472	-0.004	0.756	-0.011	0.446	0.004	53 752
Monat 16	0.009	0.568	-0.007	0.653	0.003	0.869	0.043	0.000	0.019	0.112	0.026	0.050	0.018	0.199	0.017	0.227	0.005	47 026
Monat 17	0.008	0.642	0.000	0.993	0.007	0.702	0.005	0.680	-0.009	0.489	-0.003	0.822	-0.025	0.090	-0.031	0.048	0.004	41 154
Monat 18	-0.010	0.562	0.017	0.356	0.008	0.672	0.014	0.307	0.009	0.505	0.009	0.561	0.007	0.657	0.005	0.786	0.003	36 347
Monat 19	-0.027	0.223	-0.046	0.046	-0.009	0.715	0.013	0.424	-0.005	0.764	0.000	0.989	-0.002	0.911	0.006	0.764	0.005	31 525
Monat 20	-0.016	0.519	-0.026	0.320	-0.029	0.280	0.031	0.103	0.054	0.004	0.024	0.262	0.059	0.009	0.005	0.833	0.005	25 405
Monat 21	0.015	0.574	0.082	0.004	0.055	0.049	0.038	0.058	0.024	0.229	0.032	0.164	0.045	0.061	0.049	0.041	0.004	20 229
Monat 22	0.021	0.437	0.051	0.082	0.017	0.570	0.009	0.679	0.020	0.337	0.013	0.586	0.045	0.072	0.029	0.254	0.004	16 711
Monat 23	0.014	0.637	0.002	0.950	0.016	0.612	-0.014	0.519	0.005	0.822	-0.012	0.625	-0.008	0.771	0.009	0.737	0.004	14 337
Monat 24	0.003	0.932	-0.009	0.826	-0.053	0.180	0.031	0.264	0.002	0.954	0.046	0.141	0.031	0.352	0.065	0.061	0.004	12 438

Anmerkung: T1 = Januar 2017 bis Juni 2017  
T2 = Juli 2017 bis Dezember 2017  
Bezugszeitraum = Januar 2018 bis Juni 2018  
T3 = Juli 2018 bis Dezember 2018  
T4 = Januar 2019 bis Juni 2019  
T5 = Juli 2019 bis Dezember 2019

## Anhang B: Resultate zu den Hazardraten basierend auf RDD

Legende: ALQH: meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen Arbeitslosenquote (ALQ) über 8% im Zeitraum April 2017 bis März 2018

ALQdif: durchschnittliche ALQ im Zeitraum April 2017 bis März 2018 minus 8%

\*: Multiplikationszeichen

adj. R<sup>2</sup>: um die Zahl der Freiheitsgrade korrigiertes Bestimmtheitsmass

N: Stichprobengrösse

AAM: nicht arbeitslose Teilnehmende an den aktiven arbeitsmarktpolitischen Massnahmen (AAM) Umschulung und Weiterbildung, Zwischenverdienst sowie Beschäftigungsprogrammen

RHV: Rechthandvariablen

Koeff.: Koeffizient

OLS: Kleinstquadratmethode («Ordinary Least Squares»)

Prob.: Wahrscheinlichkeit des Irrtums bei der Ablehnung der Nullhypothese, dass der Koeffizient in Wirklichkeit null beträgt, beruhend auf robusten Standardfehlern

Anmerkung: Der Koeffizient der Variablen ALQH bzw. der Wirkungsparameter  $\delta$  gilt dann als STMP-konform, wenn er ein statistisch gesichertes (Prob. < 0.05) positives Vorzeichen aufweist.

Tab. B1: RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, ohne AAM-Teilnehmende, Januar 2017 – Juni 2018

Dauer	Konstante		ALQdif		ALQdif*ALQH		ALQH		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
Monat 1	0.207	0.002	0.001	0.000	0.002	0.001	0.014	0.002	0.0010	470 607
Monat 2	0.228	0.002	0.001	0.001	0.000	0.001	0.015	0.003	0.0007	380 754
Monat 3	0.228	0.003	0.002	0.001	-0.001	0.001	0.012	0.003	0.0006	298 905
Monat 4	0.229	0.003	0.004	0.001	-0.003	0.001	0.005	0.003	0.0011	233 436
Monat 5	0.216	0.003	0.004	0.001	-0.002	0.001	0.009	0.004	0.0014	186 191
Monat 6	0.200	0.004	0.003	0.001	-0.002	0.001	0.006	0.004	0.0008	147 871
Monat 7	0.183	0.004	0.002	0.001	-0.001	0.001	0.009	0.004	0.0005	120 775
Monat 8	0.172	0.004	0.001	0.001	-0.002	0.001	0.005	0.005	0.0002	99 587
Monat 9	0.159	0.004	0.001	0.001	-0.002	0.001	0.010	0.005	0.0005	83 559
Monat 10	0.171	0.005	0.003	0.001	-0.003	0.001	-0.006	0.005	0.0002	70 966
Monat 11	0.161	0.005	0.002	0.001	-0.003	0.001	-0.008	0.006	0.0001	60 625
Monat 12	0.162	0.005	0.002	0.001	-0.003	0.001	0.004	0.006	0.0004	53 199
Monat 13	0.164	0.006	0.002	0.001	-0.001	0.001	0.002	0.007	0.0002	45 653
Monat 14	0.167	0.006	0.004	0.001	-0.003	0.002	-0.008	0.007	0.0004	39 243
Monat 15	0.139	0.007	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.007	0.007	0.0003	34 130
Monat 16	0.145	0.007	0.002	0.002	-0.003	0.002	-0.002	0.008	0.0002	30 073
Monat 17	0.128	0.007	0.000	0.002	-0.001	0.002	0.006	0.008	0.0001	26 435
Monat 18	0.150	0.008	0.001	0.002	-0.001	0.002	0.003	0.009	0.0001	23 206
Monat 19	0.226	0.010	0.004	0.002	-0.005	0.002	-0.025	0.011	0.0003	20 223
Monat 20	0.231	0.012	0.001	0.003	-0.001	0.003	-0.026	0.013	0.0007	16 253
Monat 21	0.187	0.012	0.000	0.003	0.000	0.003	-0.009	0.013	0.0001	12 961
Monat 22	0.153	0.013	-0.001	0.003	0.002	0.003	0.017	0.014	0.0004	10 781
Monat 23	0.169	0.013	0.004	0.003	-0.005	0.003	-0.005	0.015	0.0006	9 161
Monat 24	0.276	0.018	0.005	0.004	-0.004	0.004	-0.036	0.019	0.0006	7 966

Tab. B2: RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, ohne AAM-Teilnehmende, Juli 2018 – Dezember 2019

Dauer	Konstante		ALQdif		ALQdif*ALQH		ALQH		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
Monat 1	0.253	0.002	0.002	0.001	0.000	0.001	0.002	0.003	0.0004	436 886
Monat 2	0.250	0.003	0.001	0.001	0.000	0.001	0.015	0.003	0.0006	318 835
Monat 3	0.254	0.003	0.004	0.001	-0.003	0.001	-0.001	0.004	0.0005	232 403
Monat 4	0.239	0.004	0.004	0.001	-0.003	0.001	0.000	0.004	0.0007	175 812
Monat 5	0.226	0.004	0.004	0.001	-0.004	0.001	0.003	0.005	0.0010	134 182
Monat 6	0.208	0.004	0.003	0.001	-0.004	0.001	0.010	0.005	0.0010	106 327
Monat 7	0.196	0.005	0.002	0.001	-0.002	0.001	0.007	0.005	0.0006	85 287
Monat 8	0.189	0.005	0.004	0.001	-0.003	0.001	0.005	0.006	0.0010	69 569
Monat 9	0.188	0.006	0.004	0.001	-0.004	0.001	-0.005	0.006	0.0004	57 718
Monat 10	0.184	0.006	0.004	0.001	-0.004	0.001	-0.003	0.007	0.0005	48 099
Monat 11	0.174	0.007	0.003	0.001	-0.003	0.002	0.000	0.007	0.0004	40 093
Monat 12	0.170	0.007	0.001	0.002	-0.002	0.002	0.012	0.008	0.0006	33 374
Monat 13	0.178	0.008	0.002	0.002	-0.003	0.002	0.012	0.009	0.0008	28 093
Monat 14	0.164	0.009	0.002	0.002	-0.002	0.002	0.008	0.010	0.0004	23 403
Monat 15	0.161	0.009	0.004	0.002	-0.004	0.002	0.006	0.010	0.0015	19 622
Monat 16	0.147	0.010	0.003	0.002	-0.001	0.002	0.001	0.011	0.0005	16 953
Monat 17	0.145	0.010	0.003	0.002	-0.005	0.002	0.006	0.011	0.0011	14 719
Monat 18	0.160	0.011	0.003	0.002	-0.001	0.003	-0.003	0.012	0.0004	13 141
Monat 19	0.233	0.014	0.004	0.003	-0.006	0.003	-0.013	0.015	0.0004	11 302
Monat 20	0.224	0.016	-0.002	0.003	0.001	0.004	-0.007	0.017	0.0004	9 152
Monat 21	0.225	0.017	0.004	0.004	-0.005	0.004	-0.049	0.019	0.0016	7 268
Monat 22	0.196	0.018	0.009	0.004	-0.011	0.004	-0.042	0.019	0.0012	5 930
Monat 23	0.173	0.018	0.006	0.004	-0.009	0.004	-0.018	0.020	0.0011	5 176
Monat 24	0.220	0.024	-0.010	0.005	0.014	0.005	0.008	0.026	0.0032	4 472

Ein Test der Nullhypothese, dass die Koeffizienten  $\delta$  der Variablen ALQH in Tabellen B2 und B3 identisch sind, zeigt, dass die Nullhypothese nur unter Inkaufnahme einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 54 Prozent verworfen werden kann.

## Anhang C: Resultate zu den Zuwanderungen basierend auf DiD

Legende:	ALQT:	nicht meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen Arbeitslosenquote (ALQ) 5% oder niedriger im Zeitraum April 2017 bis März 2018
	ALQM:	nicht meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen ALQ zwischen über 5 und 8% im Zeitraum April 2017 bis März 2018
	ALQH:	meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen ALQ über 8% im Zeitraum April 2017 bis März 2018
	T:	= 0 vor Juli 2018 und =1 ab Juli 2018
	*	Multiplikationszeichen
	adj. R <sup>2</sup> :	um die Zahl der Freiheitsgrade korrigiertes Bestimmtheitsmass
	N:	Stichprobengrösse
	Alle:	nach Herkunft und Bewilligungsfrist undifferenziert
	EU/EFTA:	Herkunft EU/EFTA
	Drittstaat:	Herkunft Drittstaat
	STWB:	längerfristige Bewilligung
	NSTWB:	unterjährige Bewilligung
	AAM:	Teilnehmende an den aktiven arbeitsmarktpolitischen Massnahmen (AAM) Umschulung und Weiterbildung, Zwischenverdienst oder Beschäftigungsprogrammen
	Koeff.:	Koeffizient
	OLS:	Kleinstquadratmethode («Ordinary Least Squares»)
	Tobit:	siehe <i>Anhang E</i>
	Prob.:	Wahrscheinlichkeit des Irrtums bei der Ablehnung der Nullhypothese, dass der Koeffizient in Wirklichkeit null beträgt, beruhend auf robusten Standardfehlern

Anmerkung: Die Koeffizienten der Interaktionsterme bzw. die Wirkungsparameter  $\delta_M$  und  $\delta_T$  gelten dann als STMP-konform, wenn sie ein statistisch gesichertes (Prob. < 0.05) positives Vorzeichen aufweisen.

Tab. C1: Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019

Gruppe	Konstante		ALQM		ALQT		T		ALQM*T		ALQT*T		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
alle	0.957	0.000	-0.216	0.000	-0.298	0.000	-0.012	0.468	0.014	0.628	0.010	0.595	0.020	13 428
EU/EFTA	0.941	0.000	-0.219	0.000	-0.299	0.000	-0.012	0.523	0.003	0.919	0.011	0.615	0.019	13 428
Drittstaat	0.543	0.000	-0.261	0.000	-0.285	0.000	0.019	0.636	0.017	0.706	-0.012	0.772	0.020	13 428
STWB	0.907	0.000	-0.242	0.000	-0.329	0.000	-0.003	0.893	-0.002	0.947	0.000	0.998	0.023	13 428
NSTWB	0.867	0.000	-0.279	0.000	-0.377	0.000	0.000	1.000	0.015	0.692	-0.005	0.860	0.029	13 428

Tab. C2: Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, DiD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019, beschränkt auf Berufe, bei denen  $5\% \leq ALQ \leq 11\%$  gilt

Gruppe	Konstante		ALQM		ALQT		T		ALQM*T		ALQT*T		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
alle	0.994	0.000	-0.254	0.000	-	-	-0.011	0.315	0.012	0.620	-	-	0.057	1 872
EU/EFTA	0.994	0.000	-0.272	0.000	-	-	-0.011	0.315	0.002	0.943	-	-	0.065	1 872
Drittstaat	0.533	0.000	-0.252	0.000	-	-	-0.006	0.916	0.041	0.475	-	-	0.038	1 872
STWB	0.983	0.000	-0.318	0.000	-	-	0.000	1.000	-0.005	0.849	-	-	0.080	1 872
NSTWB	0.917	0.000	-0.328	0.000	-	-	-0.006	0.851	0.020	0.605	-	-	0.070	1 872

Tab. C3: Anzahl der Zuwanderungen, DiD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019

Gruppe	Konstante		ALQM		ALQT		T		ALQM*T		ALQT*T		N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	
alle	179	0.000	-193	0.000	-204	0.000	-12.3	0.387	10.6	0.536	13.7	0.349	13 428
EU/EFTA	171	0.000	-187	0.000	-199	0.000	-11.3	0.386	7.2	0.650	13.2	0.330	13 428
Drittstaat	11	0.000	-22	0.000	-22	0.000	-0.1	0.971	4.1	0.387	0.4	0.925	13 428
STWB	50	0.000	-62	0.000	-71	0.000	-1.6	0.824	0.4	0.961	3.0	0.688	13 428
NSTWB	119	0.000	-155	0.000	-166	0.000	-9.8	0.325	10.6	0.388	9.3	0.368	13 428

Tab. C4: Anzahl der Zuwanderungen, DiD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (1) in Abschnitt 2.1, Januar 2017 – Dezember 2019, beschränkt auf Berufe, bei denen  $5\% \leq ALQ \leq 11\%$  gilt

Gruppe	Konstante		ALQM		ALQT		T		ALQM*T		ALQT*T		N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	
alle	249	0.000	-265	0.000	-	-	-10.5	0.787	8.85	0.821	-	-	1 872
EU/EFTA	238	0.000	-260	0.000	-	-	-9.0	0.812	4.66	0.903	-	-	1 872
Drittstaat	-0.18	0.947	-21	0.000	-	-	-1.9	0.624	4.97	0.258	-	-	1 872
STWB	71	0.000	-73	0.000	-	-	-1.8	0.849	0.79	0.935	-	-	1 872
NSTWB	171	0.000	-225	0.000	-	-	-8.3	0.803	9.82	0.771	-	-	1 872

## Anhang D: Resultate zu den Zuwanderungen basierend auf RDD

Legende:

ALQH:	meldepflichtige Berufe mit einer durchschnittlichen Arbeitslosenquote (ALQ) über 8% im Zeitraum April 2017 bis März 2018
ALQdif:	durchschnittliche ALQ im Zeitraum April 2017 bis März 2018 minus 8%
*	Multiplikationszeichen
adj. R <sup>2</sup> :	um die Zahl der Freiheitsgrade korrigiertes Bestimmtheitsmass
N:	Stichprobengrösse
Alle:	nach Herkunft und Bewilligungsfrist undifferenziert
EU/EFTA:	Herkunft EU/EFTA
Drittstaat:	Herkunft Drittstaat
STWB:	längerfristige Bewilligung
NSTWB:	unterjährige Bewilligung
Koeff.:	Koeffizient
OLS:	Kleinstquadratmethode («Ordinary Least Squares»)
Tobit:	siehe <i>Anhang E</i>
Prob.:	Wahrscheinlichkeit des Irrtums bei der Ablehnung der Nullhypothese, dass der Koeffizient in Wirklichkeit null beträgt, beruhend auf robusten Standardfehlern

Anmerkung: Der Koeffizient der Variablen ALQH bzw. der Wirkungsparameter  $\delta$  gilt dann als STMP-konform, wenn er ein statistisch gesichertes (Prob. < 0.05) negatives Vorzeichen aufweist.

Tab. D1: Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Januar 2017 – Juni 2018

Gruppe	Konstante		ALQdif		ALQdif*ALQH		ALQH		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
alle	0.755	0.000	0.016	0.000	-0.016	0.000	0.203	0.000	0.021	6 714
EU/EFTA	0.749	0.000	0.018	0.000	-0.020	0.000	0.200	0.000	0.022	6 714
Drittstaat	0.244	0.000	-0.003	0.322	0.023	0.035	0.230	0.000	0.019	6 714
STWB	0.682	0.000	0.017	0.000	-0.021	0.000	0.237	0.000	0.021	6 714
NSTWB	0.588	0.000	0.016	0.000	-0.002	0.641	0.233	0.000	0.028	6 714

Tab. D2: Wahrscheinlichkeit von Zuwanderungen, RDD-Modell, OLS-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Juli 2018 – Dezember 2019

Gruppe	Konstante		ALQdif		ALQdif*ALQH		ALQH		adj. R <sup>2</sup>	N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.		
alle	0.754	0.000	0.016	0.000	-0.014	0.000	0.182	0.000	0.020	6 714
EU/EFTA	0.735	0.000	0.016	0.000	-0.014	0.000	0.189	0.000	0.019	6 714
Drittstaat	0.274	0.000	0.000	0.898	0.031	0.003	0.178	0.000	0.021	6 714
STWB	0.670	0.000	0.016	0.000	-0.017	0.000	0.237	0.000	0.020	6 714
NSTWB	0.598	0.000	0.018	0.000	-0.005	0.337	0.223	0.000	0.029	6 714

Ein Test der Nullhypothese, dass die Koeffizienten  $\delta$  der Variablen ALQH in Tabellen D1 und D2 identisch sind (Nullhypothese), zeigt, dass die Nullhypothese nur unter Inkaufnahme einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 38 Prozent verworfen werden kann.

Tab. D3: Zahl der Zuwanderungen, RDD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Januar 2017 – Juni 2018

Gruppe	Konstante		ALQdif		ALQdif*ALQH		ALQH		N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	
alle	-34.5	0.000	-2.49	0.069	-18.2	0.005	286	0.000	6 714
EU/EFTA	-31.8	0.000	-1.41	0.260	-17.8	0.005	270	0.000	6 714
Drittstaat	-42.9	0.000	-1.67	0.000	0.59	0.545	36	0.000	6 714
STWB	-24.7	0.000	-1.45	0.046	-3.02	0.117	91	0.000	6 714
NSTWB	-45.7	0.000	-0.19	0.836	-15.4	0.004	220	0.000	6 714

Tab. D4: Zahl der Zuwanderungen, RDD-Modell, Tobit-Schätzungen der Gleichung (4) in Abschnitt 2.2, Juli 2018 – Dezember 2019

Gruppe	Konstante		ALQdif		ALQdif*ALQH		ALQH		N
	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	Koeff.	Prob.	
alle	-42.3	0.000	-3.42	0.017	-18.4	0.000	285	0.000	6 714
EU/EFTA	-43.4	0.000	-3.00	0.025	-17.5	0.000	274	0.000	6 714
Drittstaat	-35.7	0.000	-0.92	0.019	0.63	0.546	27	0.000	6 714
STWB	-34.0	0.000	-2.25	0.004	-1.97	0.377	96	0.000	6 714
NSTWB	-45.4	0.000	-0.15	0.881	-16.9	0.000	215	0.000	6 714

Ein Test der Nullhypothese, dass die Koeffizienten  $\delta$  der Variablen ALQH in Tabellen D3 und D4 identisch sind (Nullhypothese), zeigt, dass die Nullhypothese nur unter Inkaufnahme einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 96 Prozent verworfen werden kann.

## Anhang E: Tobit- und Selektionsmodelle<sup>42</sup>

Damit die regressionsanalytisch gemessene Auswirkung von STMP auf die Zuwanderung kausal interpretiert werden kann, darf der Wert des Störterms  $\varepsilon$  nicht mit den Werten der Rechtshandvariablen  $\mathbf{X}$  variieren. Das heisst, der folgende bedingte Erwartungswert des Störterms muss einer Konstante bzw. dem Wert null entsprechen:

$$E[\varepsilon | \mathbf{X}] = 0 \quad (1)$$

Wenn die Werte der Linkshandvariablen  $y$  eine gegebene Untergrenze nicht unterschreiten können und sich an dieser Stelle auch noch häufen, ist die obige Bedingung nicht erfüllt. In diesem Fall spricht man von einer (links-)zensierten Linkshandvariablen. Dies zu ignorieren und  $y$  trotzdem auf  $\mathbf{X}$  zu regressieren, führt gegen null verzerrten Parameterschätzungen. Dies lässt sich im Folgenden leicht demonstrieren.

Zu diesem Zweck gehen wir vom folgenden Regressionsmodell für eine gegebene Beobachtung  $i$  aus:

$$y_i^* = \boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i + \varepsilon_i, \text{ wobei } \varepsilon_i | \mathbf{x}_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

Letzteres bedeutet, dass für gegebene Rechtshandvariablen  $\mathbf{x}$ , der Störterm normalverteilt ( $N$ ) ist mit Erwartungswert 0 und Varianz  $\sigma^2$ .

Wir unterstellen, dass  $y^*$  sich nicht in seiner Gänze beobachten lässt, sondern nur, wenn  $y^*$  die Schwelle 0 überschreitet. Was wir vollständig beobachten können, ist vielmehr die linkszensierte Variable  $y$ , die rechts von 0  $y^*$  entspricht. Kurzum:

$$y_i = \begin{cases} y_i^*, & \text{wenn } y_i^* > 0 \\ 0, & \text{wenn } y_i^* \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, ob sich der Parametervektor  $\boldsymbol{\beta}$  in Gleichung (2) unverzerrt schätzen lässt, wenn man  $y^*$  durch  $y$  ersetzt, was zu (4) führt.

$$y_i = \boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i + w_i \quad (4)$$

Die Antwort lautet nein, weil der Erwartungswert von  $w$  von den Werten der Rechtshandvariablen abhängt. Dies lässt sich wie folgt demonstrieren:

$$\begin{aligned} E[w_i | \mathbf{x}_i] &= E[\varepsilon_i | y_i^* > 0] \cdot P(y_i^* > 0) + E[\varepsilon_i | y_i^* \leq 0] \cdot P(y_i^* \leq 0) \\ &= \sigma \cdot \left\{ \phi\left(\frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma}\right) - \frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma} \left[ 1 - \Phi\left(\frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma}\right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (5)$$

<sup>42</sup> Vgl. hierzu etwa Kapitel 16 in CAMERON/TRIVEDI (2005), Kapitel 22 in GREENE (2003) oder Kapitel 7 in WINKELMANN (2006).

wobei  $\phi$  die Standardnormaldichte und  $\Phi$  die Standardnormalverteilung kennzeichnen.  $P$  steht für Wahrscheinlichkeit. Die Bruchzahlen geben die Entfernung einer Stelle an der Regressionsgleichung von der Untergrenze 0 in Standardabweichungseinheiten wieder. Wie anhand von (5) zu erkennen ist, hängt der Erwartungswert von  $w$  von der Grösse dieser Entfernung ab: Je weiter eine Stelle an der Regressionsgleichung von der Untergrenze entfernt liegt, desto grösser beträgt die Bruchzahl und desto kleiner fällt demzufolge der Erwartungswert aus, da  $\phi$  mit steigenden Wert gegen null und  $\Phi$  gegen eins strebt. Erst, wenn die Entfernung unendlich wird, fällt der Erwartungswert auf null. Davor ist er aber grösser null und von den Werte der Rechthandvariablen abhängig.

Aus (5) folgt sodann, dass

$$E[y_i | \mathbf{x}_i] = \boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i + \sigma \cdot \left\{ \phi\left(\frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma}\right) - \frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma} \left[ 1 - \Phi\left(\frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma}\right) \right] \right\} \quad (6)$$

und folglich, dass für eine gegebene Rechthandvariable  $x_m$

$$\partial y_i / \partial x_{mi} = \beta_m \Phi\left(\frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma}\right). \quad (7)$$

Demgegenüber ist

$$\partial y_i^* / \partial x_{mi} = \beta_m. \quad (8)$$

Infolgedessen beträgt die Differenz zwischen (8) und (7)

$$\partial y_i^* / \partial x_{mi} - \partial y_i / \partial x_{mi} = \beta_m \left[ 1 - \Phi\left(\frac{\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_i}{\sigma}\right) \right] \quad (9)$$

Da der Ausdruck in eckigen Klammern zwischen 0 und 1 streut bzw. kleiner 1 ist, führt die Nichtbeachtung der Linkszensierung der Linkhandvariablen zu gegen null verzerrten Parameterschätzungen. In unserem Fall bedeutet das, dass allfällige STMP-Effekte unter diesen Umständen unterschätzt werden. Und je grösser der Anteil der Nullwerte im Datensatz ist, desto grösser fällt die Verzerrung aus.

Um eine Verzerrung zu vermeiden, müssen die Parameter  $\boldsymbol{\beta}$  statt wie üblich mit dem Kleinstquadratverfahren (OLS) mit der Maximum-Likelihood-Methode (MLE) geschätzt werden. MLE-geschätzte Parameter sind jene Werte, welche den Wert der zugehörigen Likelihoodfunktion  $L^2$  maximieren, wobei diese die Wahrscheinlichkeit der in einer Stichprobe erhaltenen Beobachtungen wiedergeben.

$$\begin{aligned}
L^Z &= \prod_{i=1}^N L_i \\
&= \prod_{i=1}^N [P(y_i^* \leq 0)]^{d_i} [P(y_i)]^{1-d_i} \\
&= \prod_{i=1}^N [1 - \Phi(\beta' x_i)]^{d_i} \left[ \frac{1}{\sigma} \phi\left(\frac{y_i - \beta' x_i}{\sigma}\right) \right]^{1-d_i}
\end{aligned} \tag{10}$$

Die Variable  $d_i$  gibt an, ob eine Beobachtung zensiert ist ( $d_i = 1$ ) oder nicht ( $d_i = 0$ ). Die so geschätzten Parameter gelten als konsistent, asymptotisch effizient und asymptotisch normalverteilt.

Das obige Modell ist in der Fachliteratur als **Tobit-Modell** bekannt. Ihm liegt allerdings eine einschränkende Bedingung zugrunde. Wie oben zu erkennen ist, unterstellt das Tobit-Modell, dass die Faktoren, welche die Höhe der Linkhandvariable bestimmen, bis auf einen Proportionalitätsfaktor  $1/\sigma$  mit der gleichen Stärke die Wahrscheinlichkeit bestimmen, dass eine Beobachtung am der Untergrenze 0 liegt. Dies kann in der Realität natürlich zutreffen. Denkbar ist allerdings auch, dass andere Variablen oder die gleichen Variablen, aber mit veränderter Stärke die Wahrscheinlichkeit beeinflussen.

Die Tobit-Bedingung lässt sich testen. Dazu müssen zwei weitere Modelle geschätzt werden: einerseits das sogenannte truncierte Tobit-Modell und andererseits das Probit-Modell der Wahrscheinlichkeit, dass eine Beobachtung den Wert null aufweist.

Das truncierte Modell lässt die Nullbeobachtungen weg. Die zugehörige Likelihood-Funktion  $L^T$  lautet sodann:

$$L^T = \prod_{i=1}^N \left[ \frac{P(y_i)}{P(y_i^* > 0)} \right]^{1-d_i}, \tag{11}$$

wobei  $N$  den Stichprobenumfang angibt.

Die entsprechende Likelihood-Funktion  $L^P$  für das Probit-Modell lautet hingegen:

$$L^P = \prod_{i=1}^N [P(y_i^* > 0)]^{1-d_i} [P(y_i^* \leq 0)]^{d_i}. \tag{12}$$

Wie nun zu erkennen ist, müsste gelten, wenn die Daten die Tobit-Annahme stützen (Nullhypothese), dass:

$$L^Z = L^T \cdot L^P. \tag{13}$$

Unter Nullhypothese ist die Test-Statistik LR

$$LR = -2 \left[ \ln L^Z - (\ln L^T + \ln L^P) \right] \tag{14}$$

chi quadrat verteilt mit so vielen Freiheitsgraden wie der Anzahl der im zensierten Tobit-Modell restringierten Parameter. Diese entspricht der Differenz zwischen der Zahl der Parameter in  $L^T$  und  $L^T$  (dem unrestringierten Modell) und der Parameterzahl in  $L^T$  (dem restringierten Modell). Es ist allerdings anzumerken, dass sich der Test häufig nicht durchführen lässt, da aufgrund seiner hohen Nichtlinearität es oft sehr schwierig ist, das truncierte Tobit-Modell zu schätzen bzw. das Maximum der zugehörigen Likelihood-Funktion (11) zu ermitteln.

Stützen die Beobachtungen die Tobit-Annahme nicht, kann man das folgende, sogenannte **Selektionsmodell** stattdessen anwenden. In diesem Fall wird die Ausgangsgleichung (2) um eine Selektionsgleichung ergänzt, welche die Wahrscheinlichkeit angibt, dass  $y_i$  gleich 0 ist.

$$y_{1i}^* = \beta_1' \mathbf{x}_i + \varepsilon_{1i} \quad (\text{Ausgangsgleichung}) \quad (2)$$

$$y_{2i}^* = \beta_2' \mathbf{x}_i + \varepsilon_{2i} \quad (\text{Selektionsgleichung}) \quad (15)$$

Hier wird unterstellt, dass die Ausgangs- und Selektionsgleichung die gleichen Rechthandvariablen enthalten, da wir die Auswirkung der STMP sowohl auf die Wahrscheinlichkeit, dass Arbeitskräfte aus dem Ausland in einem gegebenen Monat in einem SBN-Beruf angestellt werden, als auch auf die Zahl der dabei eingestellten Zuwanderer untersuchen wollen. Ferner wird angenommen, dass die zwei Störterme bivariat normalverteilt sind mit Korrelationskoeffizienten  $\rho$ , Erwartungswerte 0 und Varianzen  $\sigma_1^2$  und  $\sigma_2^2$ .

Im Unterschied zum Tobit-Modell wird  $y_1^*$  nunmehr dann beobachtet, wenn die Linkhandvariable  $y_2^*$  den Schwellenwert 0 von oben überschreitet, so dass

$$y_1 = \begin{cases} y_1^*, & \text{wenn } y_2^* > 0 \\ 0, & \text{wenn } y_2^* \leq 0 \end{cases} \quad (16)$$

Nun stellt sich die Frage, ob sich der Parametervektor  $\beta_1$  in Gleichung (2) unter diesen veränderten Umständen unverzerrt schätzen lässt, wenn wie in (4)  $y_1^*$  durch  $y_1$  ersetzt wird. Die Antwort lautet erneut nein, und zwar aufgrund dessen, dass der Erwartungswert des Störterms  $w$  von den Rechthandvariablen abhängt, wie (17) zeigt.

$$\begin{aligned} E[w_i | \mathbf{x}_i] &= E[\varepsilon_{1i} | y_{2i}^* > 0] \cdot P(y_{2i}^* > 0) + E[\varepsilon_{1i} | y_{2i}^* \leq 0] \cdot P(y_{2i}^* \leq 0) \\ &= \sigma_1 \left\{ \rho \phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) - \frac{\beta_1' \mathbf{x}_i}{\sigma_1} \left[ 1 - \Phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

(17) stellt eine Verallgemeinerung des Tobit-Modells dar, was daran zu erkennen ist, dass sich (17) in (5) wandelt, wenn die Tobit-Bedingungen  $\beta_1 = \beta_2$ ,  $\sigma_1 = \sigma_1$  und  $\rho = 1$  in (17) eingesetzt werden.

Aus (17) folgt sodann, dass

$$E[y_i | \mathbf{x}_i] = \beta_1' \mathbf{x}_i \cdot \Phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) + \rho \sigma_1 \cdot \phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right), \quad (18)$$

und folglich, dass

$$\partial y_i / \partial x_{mi} = \beta_{1m} \Phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) + \sigma_1 \frac{\beta_{2m}}{\sigma_2} \phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) \left( \frac{\beta_1' \mathbf{x}_i}{\sigma_1} - \rho \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right). \quad (19)$$

In welche Richtung des auf Basis von (4) geschätzten Parameters  $\beta_m$  verzerrt ist, lässt sich anhand von (19) aufgrund des zweiten Summanden nicht eindeutig bestimmen, da deren Werte sich *ex ante* nicht festlegen lassen.

Der zweite Summand auf der rechten Seite von (19) fällt allerdings weg, wenn die Variable  $x_m$  nur in Gleichung (2) erscheint. In diesem Fall unterscheidet sich (19) nur hinsichtlich des Arguments der Normalverteilung im ersten Term von (7). Ferner ist dabei festzustellen, dass auch in diesem Fall der auf Basis von (4) geschätzte Parameter  $\beta_1$  gegen null verzerrt ist.

Setzt man die Tobit-Bedingungen in (19) ein, geht diese in (7) über, was erneut zeigt, dass das Selektionsmodell eine Verallgemeinerung des Tobit-Modells darstellt.

Die Parameter des Selektionsmodells lässt sich auf zweifache Weise schätzen: auf Basis des zweistufigen sogenannten Heckman-Verfahrens oder mit der Maximum-Likelihood-Methode (MLE).

Die erste Stufe des zweistufigen Heckman-Verfahrens besteht aus einer Schätzung des Probit-Modells der Wahrscheinlichkeit, dass die Variable  $y_1^*$  zensiert ist ( $d_i = 1$ ) oder nicht ( $d_i = 0$ ). Die zugehörige Likelihood-Funktion lautet:

$$\begin{aligned} L^P &= \prod_{i=1}^N [P(y_{2i}^* \leq 0)]^{d_i} \cdot [P(y_{2i}^* > 0)]^{1-d_i} \\ &= \prod_{i=1}^N \left[ 1 - \Phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) \right]^{d_i} \left[ \Phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right) \right]^{1-d_i} \end{aligned} \quad (20)$$

Maximierung von (20) liefert Schätzungen für  $\beta/\sigma_2$ , woraus sich Schätzungen ( $\hat{\cdot}$ ) für den bedingten Erwartungswert von  $w$  bzw. von (17) berechnen lassen. Diese werden in (4) ergänzend eingeführt, damit der bedingte Erwartungswert des verbleibenden Störterms  $u$  null beträgt. Dies führt beim truncierten Modell, das auf dieser Stufe die zensierten Beobachtungen weglässt, zu folgender Regressionsgleichung

$$y_{1i} = \beta_1' \mathbf{x}_i + \rho \sigma_1 \frac{\phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right)}{\Phi \left( \frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2} \right)} + u_i \quad (21a)$$

und beim zensierten Modell, das die zensierten Beobachtungen beibehält, zu dieser

$$y_{1i} = \beta_1' \mathbf{x}_i \cdot \Phi\left(\frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2}\right) + \rho\sigma_1 \cdot \phi\left(\frac{\beta_2' \mathbf{x}_i}{\sigma_2}\right) + u_i. \quad (21b)$$

Da der Störterm  $u$  heteroskedastisch ist, sind die Parameter mit dem allgemeinen Kleinstquadratverfahren (FGLS) zu schätzen oder deren Standardfehler um Heteroskedastizität zu bereinigen.

Das zweistufige Verfahren liefert konsistente Schätzungen der Parameter  $\beta_1$  und  $\rho\sigma_1$ . Es aber weniger effizient als das einstufige MLE-Verfahren. Das dazu gehörige Likelihood-Funktion  $L^S$  gestaltet sich im vorliegenden Fall wie folgt:

$$\begin{aligned} L^S &= \prod_{i=1}^N [P(y_{2i}^* \leq 0)]^{d_i} \cdot [P(y_{2i}^* > 0, y_{1i})]^{1-d_i} \\ &= \prod_{i=1}^N [P(y_{2i}^* \leq 0)]^{d_i} \cdot [P(y_{2i}^* > 0 \mid y_{1i}) \cdot P(y_{1i})]^{1-d_i} \end{aligned} \quad (22)$$

Die mit MLE geschätzten Parameter gelten als konsistent, asymptotisch effizient und asymptotisch normalverteilt. Allerdings sind die Parameter mit MLE schwer zu schätzen, da aufgrund der einheitlichen Rechthandvariablen in der Ausgangs- (2) und Selektionsgleichung (15) die einzige identifizierende Annahme in der Unterstellung bivariat normalverteilter Störterme besteht. In diesem Fall bleibt das zweistufige Verfahren als Alternative.

## Anhang F: Zusammensetzung der Berufsgruppen ALQH und ALQM

### ALQH

SBN5-Code	Bezeichnung	Erwerbstätige	Arbeitslose	ALQ
41102	Betonbauer/innen, Zementierer/innen (Bau)	3'703	633	17.1
29104	Sonstige be- und verarbeitende Berufe	20'697	3'412	16.5
41108	Sonstige Berufe des Bauhauptgewerbes	17'773	2'729	15.4
61104	Etagen-, Wäscherei- und Economatpersonal	4'967	742	14.9
92102	Arbeitskräfte mit nicht bestimmbarer manueller Berufstätigkeit	32'993	4'565	13.8
82201	Schauspieler/innen	1'324	170	12.8
52102	PR-Fachleute	3'124	365	11.7
53502	Ausläufer/innen und Kuriere/Kurierinnen	9'813	1'086	11.1
61201	Hauswirtschaftliche Betriebsleiter/innen	2'297	253	11.0
52103	Marketingfachleute	15'774	1'615	10.2
54104	Teleoperatore/-operatrics und Telefonisten/Telefonistinnen	5'849	591	10.1
41207	Isolierer/innen	4'894	490	10.0
29103	Magaziner/innen, Lageristen/Lageristinnen	29'777	2'943	9.9
61103	Servicepersonal	51'404	5'054	9.8
41203	Verputzer/innen, Stuckateure/Stuckateurinnen	11'134	1'087	9.8
61102	Empfangspersonal und Portiers	11'320	1'084	9.6
25202	Sonstige Berufe der Uhrenindustrie	7'245	671	9.3
11102	Landwirtschaftliche Gehilfen/Gehilfinnen	5'404	486	9.0
61105	Küchenpersonal	70'998	5'958	8.4

Quelle: Seco

### ALQM

SBN5-Code	Bezeichnung	Erwerbstätige	Arbeitslose	ALQ
85301	Biologen/Biologinnen	3'050	239	7.9
41204	Maler/innen, Tapezierer/innen	20'376	1'516	7.4
74105	Übrige Berufe der Sicherheit	9'186	666	7.3
85101-85102	Berufe der Wirtschaftswissenschaften; Soziologen/Soziologinnen, Politologen/Politologinnen	7'980	543	6.8
24301	Schweisser/innen und andere Berufe der Metallverbindung	3'437	230	6.7
41201	Boden- und Plattenleger/innen	12'392	796	6.4
26104	Bauschreiner/innen	4'033	258	6.4
31112	Chemieingenieure/-ingenieurinnen und Lebensmittelingenieure/-ingenieurinnen	1'227	78	6.4
51108	Vertreter/innen, Handelsreisende	27'712	1'756	6.3
85201-85203	Philologen/Philologinnen; Historiker/innen und Archäologen/Archäologinnen; Andere Berufe der Geisteswissenschaften	1'990	125	6.3
41202	Dachdecker/innen	4'649	292	6.3
52101	Werbefachleute	5'260	325	6.2
24203	Metallschleifer/innen sowie -polierer/innen	2'637	160	6.1
82402	Übrige Schmuckhersteller/innen	1'112	67	6.0
84704	Pädagogen/Pädagoginnen	2'482	148	5.9
61202	Hauswirtschaftliche Angestellte	28'814	1'693	5.9
92103	Arbeitskräfte mit nicht bestimmbarer nicht-manueller Berufstätigkeit	35'425	2'068	5.8
51109	Übrige Kaufleute und Händler/innen	62'815	3'623	5.8
41209	Glaser/innen	1'354	78	5.8
21105	Übrige Berufe der Lebensmittelverarbeitung	3'184	183	5.8
85306-85307	Umweltschutzfachleute; Andere Berufe der Naturwissenschaften	2'403	138	5.7
25305	Lackierer/innen (Fahrzeug, Industrie)	5'863	334	5.7
62105	Übrige Reinigungsberufe	8'261	469	5.7
22202-22203	Näher/innen; Sticker/innen	2'195	122	5.6
29101	Warennachseher/innen und -sortierer/innen	6'684	369	5.5
35104	Sonstige Maschinisten/Maschinistinnen	18'492	1'002	5.4
51102	Verkäufer/innen, Detailhandelsangestellte	189'952	10'285	5.4
82304	Designer/innen, Modeschöpfer/innen	4'149	224	5.4
41101	Maurer/innen	28'312	1'510	5.3
84102	Wissenschaftliche Assistenten/Assistentinnen onA	8'175	435	5.3
22104	Übrige Berufe der Textilherstellung	1'149	59	5.2
35102	Baumaschinisten/-maschinistinnen uvB	8'819	453	5.1
81302	Spielleiter/innen, Regisseure/Regisseurinnen, Produzenten/Produzentinnen	4'092	210	5.1
72106	Organisationsfachleute uvB	50'998	2'610	5.1
41106	Sprengfachleute, Tunnelbauer/innen, Mineure/Mineurinnen	994	51	5.1
85302	Geographen/Geographinnen, Meteorologen/Meteorologinnen	1'715	87	5.0
28201-28202	Kunststoffhersteller/innen und -verarbeiter/innen; Gummiverarbeiter/innen	2'500	126	5.0

Quelle: Seco