

**B , S , S .**

VOLKSWIRTSCHAFTLICHE BERATUNG

---

# **Regionale Prognosen für den Schweizer Arbeitsmarkt**

## **Methodenbericht**

Basel, den 20. Oktober 2019

## Regionale Prognosen für den Schweizer Arbeitsmarkt: Methodenbericht

Im Auftrag des Staatssekretariats für Wirtschaft SECO

Verantwortlich seitens Auftraggeber:

Daniel Keller

Holzikofenweg 36, 3003 Bern

Tel: +41 58 464 14 84

Email: [daniel.keller@seco.admin.ch](mailto:daniel.keller@seco.admin.ch)

Autor: Dr. Boris Kaiser

Zitiervorschlag:

Kaiser, Boris (2019). „Regionale Prognosen für den Schweizer Arbeitsmarkt: Methodenbericht“. *B,S,S. Volkswirtschaftliche Beratung*. Bericht im Auftrag des Staatssekretariats für Wirtschaft SECO.

Kontakt:

B,S,S. Volkswirtschaftliche Beratung AG, Aeschengraben 9, CH-4051 Basel

Tel: 061-262 05 55, Fax: 061-262 05 57, E-Mail: [boris.kaiser@bss-basel.ch](mailto:boris.kaiser@bss-basel.ch)

## Inhaltsverzeichnis

<b>1. Einleitung</b> .....	<b>2</b>
<b>2. Grundsätzliche Überlegungen zum Vorgehen</b> .....	<b>2</b>
<b>3. Datenquellen und Variablen</b> .....	<b>3</b>
3.1. Datenstruktur .....	3
3.2. Zielgrößen der Prognosen.....	3
3.3. Vorlaufende Indikatoren .....	4
<b>4. Ökonometrische Methode</b> .....	<b>7</b>
4.1. Prognosemodell .....	7
4.2. Evaluation von Prognosemodellen .....	8
4.2.1. Kriterium zur Beurteilung der Prognosegüte.....	9
4.2.2. Berechnung des MSFE mit Pseudo-Prognosen .....	9
4.2.3. Adaptiver Algorithmus zur Modellevaluation.....	10
4.3. Modellkombination und Erstellung der Prognose .....	11
4.3.1. Das Prinzip der Modellkombination.....	11
4.3.2. Wahl der Modellmenge .....	11
4.3.3. Berechnung von optimalen Gewichten.....	12
4.3.4. Erstellung der Prognose.....	12
<b>5. Quellenangaben</b> .....	<b>13</b>
<b>A. Anhang</b> .....	<b>15</b>
A.1. Formale Beschreibung .....	15
A.2. Arbeitsmarktregionen .....	18

## 1. Einleitung

Im Auftrag des SECO hat B,S,S. Volkswirtschaftliche Beratung ein Instrument entwickelt, mit welchem die Entwicklung der Arbeitslosigkeit auf regionalen und kantonalen Arbeitsmärkten für die folgenden rund zwölf Monate prognostiziert werden. Im Zentrum stehen die Entwicklung des Bestands der Stellensuchenden und der Taggeldbezüger. Mit dem Prognoseinstrument wird das Ziel verfolgt, eine möglichst gute Informationsgrundlage zur künftigen Entwicklung der regionalen Arbeitsmärkte bereitzustellen, welche die kantonalen Arbeitsämter und Arbeitslosenstellenkassen bei der Planung unterstützt und als Ergänzung zu bestehenden Instrumenten und Analysen dient.

Nach einer Machbarkeitsanalyse wurden im September 2015 erste Ergebnisse präsentiert. Im Jahr 2016 wurde das methodische Vorgehen weiterentwickelt und die Datengrundlage erweitert. Die Erstellung der Prognosen wird in den Jahren 2017 bis 2019 fortgeführt.

Der vorliegende Bericht dokumentiert die Daten und die methodischen Grundlagen, welche den Prognosen zugrunde liegen. Kapitel 2 hält einleitend einige grundsätzliche Überlegungen vom Vorgehen fest. Kapitel 3 wendet sich den verwendeten Datenquellen und Variablen zu. Kapitel 4 beschreibt die ökonometrischen Methode und die Erstellung der Prognosen.

## 2. Grundsätzliche Überlegungen zum Vorgehen

Das Prognoseinstrument basiert auf einem ökonometrischen Modell, welches den Umstand ausnutzt, dass die Entwicklung der Arbeitslosigkeit mit gewisser Verzögerung auf konjunkturelle Indikatoren reagiert. Entsprechend bilden sogenannte *vorlaufende Indikatoren*, wie z.B. die Auftragseingänge und Erwartungen von Unternehmen, den wichtigsten Bestandteil des Modells. Grundsätzlich müssen solche Indikatoren folgende Eigenschaften erfüllen:

- *Vorlaufender Zusammenhang zur Arbeitsmarktentwicklung*: Geeignete Indikatoren müssen Erklärungskraft bzgl. der *zukünftigen* Situation auf dem Arbeitsmarkt aufweisen.
- *Periodizität und verfügbarer Zeitraum*: Die Daten zur Arbeitslosigkeit (Stellensuchende, Taggeldbezüger) sind auf Monatsbasis verfügbar. Die erklärenden Indikatoren sollten deshalb ebenfalls *monatlich* oder allenfalls *quartalsweise* verfügbar sein. Zudem sollten die Daten einen genügend langen Zeitraum abdecken. In unserer Analyse berücksichtigen wir Indikatoren, welche *mindestens seit 2004* vorliegen.

- *Zeitnähe*: Die Indikatoren müssen möglichst rasch nach Ende des Beobachtungszeitraums zur Verfügung stehen, um zeitnahe Prognosen zu ermöglichen.
- *Regionalität*: Zusätzlich ist es für die Erstellung der Prognosen von Vorteil, wenn die erklärenden Indikatoren auf Ebene Kanton oder Grossregion verfügbar sind. So können regionale und kantonale Unterschiede direkt in das Modell miteinfließen. Allerdings werden auch gesamtschweizerische Indikatoren miteinbezogen, weil auch diese die Prognosegüte für einen bestimmten Kanton erhöhen können.

Während die letzten drei Kriterien direkt beobachtbar sind, muss das erste Kriterium für jeden Indikator und jeden Kanton empirisch überprüft werden. Die zentrale Herausforderung besteht darin, das Prognosemodell für jeden Kanton so zu spezifizieren und die Indikatoren so auszuwählen, dass die Prognose möglichst präzise ausfällt.

### 3. Datenquellen und Variablen

In diesem Kapitel werden die verwendeten Datenquellen und die Schritte der Datenaufbereitung aufgezeigt. Zuerst beschreiben wir die Datenstruktur (Kapitel 3.1) und die zu erklärenden Zielgrößen (Kapitel 3.2). Im Anschluss werden die Datenquellen und die Variablenbildung der vorlaufenden Indikatoren erläutert (Kapitel 3.3).

#### 3.1. Datenstruktur

Um die Heterogenität der regionalen Arbeitsmärkte zu berücksichtigen, wird das Prognosemodell für jede geographische Einheit separat spezifiziert und geschätzt. Die geographischen Einheiten sind die Kantone sowie acht Arbeitsmarktregionen, welche das SECO unter Einbezug des BFS definiert hat (siehe Anhang A.2 für Details).<sup>1</sup> Die zu prognostizierenden Zielgrößen liegen monatlich auf Ebene Kanton bzw. Region vor. Einige Indikatoren sind nicht monatlich, sondern nur quartalsweise verfügbar (siehe Tabelle 1). Um diese in den Datensatz mit Monatsdaten zu integrieren, wird eine lineare Interpolation durchgeführt.

#### 3.2. Zielgrößen der Prognosen

Zurzeit werden für zwei verschiedene Zielgrößen Prognosen erstellt: die Anzahl der gemeldeten Stellensuchenden und die Anzahl der Taggeldbezügler.

---

<sup>1</sup> Die Kantone Appenzell-Ausserrhoden und Appenzell-Innerrhoden sowie Obwalden und Nidwalden werden jeweils zusammengefasst.

- *Stellensuchende*: Die Variable wird aus dem Informationssystem der Arbeitsvermittlung und Arbeitsmarktstatistik (AVAM) des SECO gebildet, wobei das SECO zwischen den *aktualisierten* und die *publizierten* Daten unterscheidet. Die publizierten Daten eignen sich für Prognosen besser, weil bei den aktualisierten Daten das sogenannte Endpunktproblem auftritt.<sup>2</sup>
- *Taggeldbezüger*: Die Variable wird aus den Daten des Auszahlungssystems der Arbeitslosenversicherung (ASAL) des SECO entnommen. Provisorische Werte stehen erst mit zwei Monaten Verzögerung zur Verfügung. Der Bestand der Taggeldbezüger in einem bestimmten Kalendermonat wird laufend aktualisiert und verändert sich somit über die Zeit. Aus diesem Grund wird für den aktuellen Rand eine *Endpunktkorrektur* durchgeführt.<sup>3</sup>

Damit die Zielgrösse ökonometrisch modelliert werden kann, muss die Variable vorher transformiert werden. Wie in der Zeitreihenanalyse üblich, verwenden wir logarithmierte Differenzen, um sicherzustellen, dass die Zeitreihe stationär ist.<sup>4</sup>

### 3.3. Vorlaufende Indikatoren

Tabelle 1 gibt einen Überblick über die Datensätze, aus denen die erklärenden Variablen (vorlaufende Indikatoren) gebildet werden. Darin sind u.a. Regionalisierungsgrad, Periodizität, Zeitnähe, Erhebungsbeginn und die Datenquelle aufgeführt.

---

<sup>2</sup> Die publizierten Daten bilden den Bestand der Stellensuchenden ab, wie er am Monatsende jedes Monats zu beobachten war. Die aktualisierten Daten enthalten den aktuellen Stand zum Zeitpunkt der Datenbankabfrage. Der Unterschied besteht darin, dass letztere nachträgliche Änderungen beinhaltet. Die aktualisierten Daten erhalten somit eine zeitliche Inkonsistenz, weil die Korrektur von weit zurückliegenden Datenpunkten abgeschlossen ist, während der jüngste Datenpunkt in naher Zukunft noch revidiert wird. Die mangelnde zeitliche Vergleichbarkeit des aktuellsten Monats mit der Vergangenheit bezeichnen wir als Endpunkt-Problem.

<sup>3</sup> Anhand von zwei Datenabzügen im Abstand von rund einem Monat wurden folgende Korrekturfaktoren berechnet: Der aktuellste Monatswert wird um 1.96% nach oben korrigiert, der zweitjüngste Wert um 0.62% und der drittojüngste Wert um 0.24%.

<sup>4</sup> Die abhängige Variable ist also  $y_{kt} = \ln(Y_{kt}) - \ln(Y_{k,t-1})$ , wobei  $Y_{kt}$  die Anzahl Stellensuchende oder Taggeldbezüger in Kanton  $k$  im Monat  $t$  darstellt. Stationarität ist eine Eigenschaft einer Zeitreihe und bedeutet mitunter, dass eine Zeitreihe keinen Trend aufweist und die Autokorrelationsfunktion zeitlich stabil ist, siehe z.B. Neusser (2011).

Tabelle 1 Überblick Datenquellen

Name der Statistik	Regionalis.	Periodizität	Verfügbar.	Beginn	Stichprobe	Quelle
KOF Konjunkturumfrage (Industrie, Bau, Detailhandel, Projektierungssektor)	Gr	M	<1T	1999/ 2004	Ja	KOF ETH
Beschäftigungsstatistik BESTA	Gr	Q	<2M	2004	Ja	BFS
Purchasing Manager Index (PMI) Industrie	CH	M	<2W	1995	Ja	Procure.ch & CS
Produktions-, Auftrags- und Umsatzstatistik der Industrie (INDPAU)	CH	Q	<2M	1999	Ja	BFS
Produktions-, Auftrags- und Umsatzstatistik des Baugewerbes (BAPAU)	CH	Q	<2M	1999	Ja	BFS
Aussenhandelsstatistik	Kt	M	<3W	1988	Nein	EZV
Offene Stellen	Kt	T	<1T	2004	Ja	SECO
Zentrales Migrationsinformationssystem ZEMIS	Kt	M	<1W	2002	Nein	SEM
Grenzgängerstatistik	Kt	Q	<2M	2002	Nein	BFS
Zinssätze, Devisenkurse	CH	T	<1T	1999	Nein	SNB
Aktienindex	CH	T	<1T	1999	Nein	SIX

*Hinweise: Regionalisierungsgrad: Kt=Kantone, Gr.=Grossregionen, CH=Schweiz; Periodizität M=monatlich, Q=quartalsweise, T=täglich; Zeitliche Verfügbarkeit: <xM bedeutet, dass die Daten spätestens x Monate nach Ende der Erhebungsperiode zur Verfügung stehen, W=Woche, T=Tag.*

Insgesamt werden aus den oben genannten Datensätzen 30 einzelne Indikatoren gebildet, welche in Tabelle 2 aufgelistet sind. Die letzte Spalte zeigt, wie die Zeitreihen transformiert werden.

Tabelle 2: Einzelne Indikatoren

Statistik	Bezeichnung des Einzelindikators	Transformation
KOF Industrie	Auftragsbestand Urteil	d
	Beschäftigung Urteil	
	Geschäftslage Urteil	
	Erwartung Bestellungseingang	
	Erwartung Produktion	
	Erwartung Beschäftigung	
	Geschäftsgang	
KOF Baugewerbe	Geschäftslage Urteil	d
	Auftragsbestand Urteil	
	Beschäftigung nächste 3 Monate	
KOF Detailhandel	Geschäftslage Urteil	d
	Beschäftigung Urteil	
KOF Architektur und Ingenieure	Geschäftslage Urteil	d
	Geschäftslage nächste 6 Monate	
	Nachfrage nächste 6 Monate	
	Beschäftigung nächste 3 Monate	
BESTA	Beschäftigungsaussichten	d
PMI	Gesamtindex	dln
	Index Einkaufsmenge	
	Index Auftragsbestand	
INDPAU	Index Auftragseingang	dln
	Index Auftragsbestand	
BAPAU	Index Produktion Total (saisonbereinigt)	dln
Aussenhandelsstatistik	Exporte in Tonnen	dln
Offene Stellen	Anzahl der offene Stellen	dln
ZEMIS	Wanderungssaldo	d
	(=Einwanderungen / Auswanderungen)	
Grenzgängerstatistik	Anzahl der Grenzgänger	dln
Finanz- und Devisenmärkte	Rendite-Spread Bundesobligationen (10J – 1J)	d
	Realer Wechselkurs (alle Länder)	dln
	SPI-Aktienindex	dln

Hinweise: d=Differenz, dln=Differenz der logarithmierten Werte.

Es ist hervorzuheben, dass die dargestellten Indikatoren bereits das Ergebnis zahlreicher Tests darstellen. Aus einer grösseren Menge möglicher Indikatoren wurden zuvor jene ausgewählt, welche die Prognosegüte am ehesten verbessern konnten. Nachfolgend sind einige Hinweise zur Indikatorwahl aufgeführt.



- *ZEMIS*: Migrationsströme können auf unterschiedliche Weise im Modell inkludiert werden, bspw. mit dem Wanderungssaldo, den Ein- und Auswanderungen oder indem verschiedene Ländergruppen gewählt werden. Beim Testen verschiedener Varianten hat sich herausgestellt, dass das Zu- und Abwanderungsverhältnis aus *allen* Ländern (=Einwanderungen / Auswanderungen) insgesamt am besten für die Prognosen geeignet ist. Überprüft wurden auch Indikatoren basierend auf den Ländergruppen EU-15 und der EU-25.
- *KOF Konjunkturumfrage*: Die Konjunkturumfragen im Gastgewerbe, in der Finanzbranche und im Grosshandel sind erst ab 2009 bzw. 2010 verfügbar und werden daher nicht miteinbezogen.
- *Aussenhandelsstatistik*: Es können sowohl Exporte in Franken als auch Tonnen verwendet werden. Aufgrund einer Revision der Statistik werden Exporte in Tonnen verwendet.
- *Purchasing Manager Index (PMI)*: Grundsätzlich können sowohl der Gesamtindex sowie die einzelnen Bestandteile miteinbezogen werden. Die Schätzungen haben gezeigt, dass der Gesamtindex, der Auftragsbestand und die Einkaufsmengen den grössten Nutzen aufweisen.
- *Statistik des Baugewerbes BAPAU*: Die Indizes für das ganze Baugewerbe und für Hoch- bzw. Tiefbau wurden getestet. Die Schätzungen haben gezeigt, dass sich saisonbereinigte Indikatoren zum gesamten Baugewerbe am ehesten eignen.

## 4. Ökonometrische Methode

In diesem Kapitel werden die methodischen Grundlagen des Prognoseinstruments diskutiert. In Kapitel 4.1 werden die Bestandteile des ökonometrischen Prognosemodells und die Modellspezifikation beschrieben. Kapitel 4.2 zeigt auf, wie unterschiedliche Modelle mittels Pseudo-Prognosen bezüglich ihrer Prognosegüte verglichen und evaluiert werden können. In Kapitel 4.3 erklären wir, wie die Prognosen mehrerer einzelner Modelle optimal kombiniert werden, um daraus letztlich die Punktprognose und die Prognose-Intervalle zu berechnen. Für eine formale Darstellung wird auf Anhang A.1 verwiesen.

### 4.1. Prognosemodell

Da eine relativ grosse Anzahl von möglichen vorlaufenden Indikatoren zur Verfügung steht, ist es aufgrund der begrenzten Länge der Zeitreihen nicht zielführend, ein einziges Modell schätzen zu wollen. Stattdessen bietet es sich an mehrere „Teilmodelle“ zu verwenden und diese im Anschluss zu kombinieren. Zur einfa-

chen Implementierung wird somit jeweils nur ein *einzelner* vorlaufender Indikator in das Modell inkludiert. Weiter wird das Modell für *jeden Kanton bzw. jede Region und jede Prognose-Schrittlänge separat* spezifiziert und geschätzt, um eine möglichst hohe Flexibilität zu erzielen. Konkret bedeutet das, dass für die Einmonatsprognose, Zweimonatsprognose, usw. jeweils ein separates Modell verwendet wird.

Das ökonometrische Prognosemodell besteht aus folgenden Bestandteilen:

- *Vorlaufender Indikator*: Diese Variable berücksichtigt konjunkturelle Einflüsse bzw. die Erwartung von konjunkturellen Veränderungen, welche mit Verzögerung auf den Arbeitsmarkt einwirken (vgl. Kapitel 3.3). Für die Prognosefähigkeit sind vorlaufende Indikatoren der wichtigste Bestandteil des Modells.
- *Autoregressive Terme (AR-Terme)*: Die Werte der Zielgrösse aus mehreren Vorperioden (sogenannte Lags) werden als erklärende Variablen in das Modell inkludiert.<sup>5</sup> Diese Variablen erklären die interne, kurzfristige Dynamik der Zeitreihe, die sogenannte Autokorrelation. Die Autokorrelation widerspiegelt die zeitliche Persistenz von „Schocks“, die auf die regionalen Arbeitsmärkte einwirken.
- *Saisonalität*: Der Arbeitsmarkt unterliegt bedeutenden saisonalen Schwankungen, welche im Modell mit binären Indikatorvariablen für die Kalendermonate Februar bis Dezember abgebildet werden.
- *Konstante*: Es ist denkbar, dass die Bestandsgrössen einen langfristigen Trend aufweisen (z.B. aufgrund eines langfristigen Bevölkerungswachstums). Die Konstante trägt diesem Umstand Rechnung, weil das Modell in ersten Differenzen spezifiziert ist.
- *Strukturbruch*: Aufgrund der 4. AVIG-Revision wird eine Indikatorvariable inkludiert, die in den Monaten März und April 2011 den Wert eins annimmt und sonst null. Dadurch werden einmalige Revisionseffekte (u.a. ein Sprung in der Zahl der Aussteuerungen) berücksichtigt.

Aufgrund der Linearität wird das Modell mit einer OLS-Regression geschätzt.

## 4.2. Evaluation von Prognosemodellen

Grundsätzlich stehen zahlreiche mögliche Prognosemodelle zur Auswahl, sodass sich folgende Fragen aufdrängen:

---

<sup>5</sup> Zur Modellierung der Zielgrösse  $y_{t+1}$  werden also die Variablen  $y_t, y_{t-1}, y_{t-2}$  usw. als erklärende Variablen verwendet.

- 1) Welche vorlaufenden Indikatoren tragen dazu bei, die Prognose für einen bestimmten Kanton zu verbessern?
- 2) Gegeben ein vorlaufender Indikator: Wie ist das Modell genau zu spezifizieren, damit der Prognosefehler möglichst klein wird?

Um diese Fragen zu beantworten, wird die Prognosegüte eines gegebenen Modells anhand eines statistischen Kriteriums evaluiert. Dieser Vorgang wird für eine grosse Zahl möglicher Modelle durchgeführt. Im Anschluss kann evaluiert werden, welche Modelle für die Prognose herangezogen werden sollen.

#### 4.2.1. Kriterium zur Beurteilung der Prognosegüte

Die Beurteilung der Prognosegüte eines Modells muss auf einem statistischen Kriterium abstützen. Wir verwenden den mittleren quadrierten Prognosefehler (*Mean Squared Forecast Error, MSFE*). Der MSFE gilt in der ökonomischen Literatur als zentrales Kriterium für die Beurteilung der Prognosegüte (Hanson 2012). Demgegenüber sind gewisse *In-Sample*-Statistiken, wie z.B. das oft verwendete  $R^2$  und das *adjusted- $R^2$*  schlecht geeignet und führen zu Überspezifikation (*Overfitting*).

#### 4.2.2. Berechnung des MSFE mit Pseudo-Prognosen

Die Schätzung des MSFE kann auf verschiedene Weise erfolgen. In der ökonomischen Praxis ist es weit verbreitet, die Analyse auf einer Form von Pseudo-Prognosen abzustützen (Hanson 2012). Das grundlegende Prinzip ist einfach: Ein Teil der Stichprobe wird für die Schätzung des Modells verwendet, während der andere Teil der Evaluation der Prognose dient. Auf Basis der Schätzung wird eine Prognose ausserhalb der Schätzstichprobe aber innerhalb der Evaluationsstichprobe (*pseudo out-of-sample*) erstellt. Der Prognosewert wird dann mit dem tatsächlichen Wert verglichen. Wird dieses Verfahren an zahlreichen Punkten der Zeitreihe wiederholt, erhält man letztendlich eine Schätzung des MSFE für ein gegebenes Modell.

Das statistische Verfahren, welches unserer Analyse zugrunde liegt, wird allgemein als *Cross Validation* bezeichnet. Für die Einschnitt-Prognose wird die Methode *Leave-One-Out Cross Validation (LOO-CV)* verwendet. Folgende theoretische Eigenschaften sind zu nennen:

- *Modellselektion*: Im Fall von unkorrelierten Daten entspricht die Minimierung des LOO-CV-Kriteriums asymptotisch der Minimierung des Prognosefehlers MSFE. In diesem Sinne führt die Methode zur optimalen Modellwahl (siehe Li 1987). In Gegensatz zu anderen Ansätzen ist diese Methode robust gegen Heteroskedastizität (siehe Andrews 1991).

- *Modellkombination*: Theoretische Ergebnisse zeigen, dass die Minimierung des LOO-CV-Kriteriums zur Schätzung von Modellgewichten asymptotisch optimal ist, selbst wenn die Daten heteroskedastisch sind (Hanson & Racine 2012) bzw. wenn es sich um seriell korrelierte Zeitreihendaten handelt (Zhang et al. 2013).

Nahezu alle gängigen Verfahren zur Schätzung des MSFE sind für Einschritt-Prognosen (d.h. eine Periode in die Zukunft) ausgelegt und für Mehrschritt-Prognosen (d.h. mehrere Perioden in die Zukunft) nicht mehr optimal. So führt LOO-CV wie viele andere Methoden bei Mehrschritt-Prognosen zu *Overfitting*; das heisst, es werden eher zu grosse Modelle gewählt. Für Mehrschritt-Prognosen verwenden wir daher das Verfahren *Leave-h-Out Cross Validation* (LHO-CV), welches von Hanson (2010) vorgeschlagen wird: Dieses Verfahren ist so modifiziert, dass das Problem des Overfitting bei Mehrschritt-Prognosen eliminiert wird. Die Methode LHO-CV ist rechnerisch jedoch aufwändiger als LOO-CV. Eine wichtige theoretische Eigenschaft dieses Ansatzes ist, dass das Cross-Validation-Kriterium für Mehrschritt-Prognosen einen unverzerrten Schätzer des Prognosefehlers liefert, sogar wenn die Regressoren geschätzte Faktoren darstellen (Cheng & Hanson 2015).

Aus praktischer Sicht ist zu erwähnen, dass eine arbiträre Unterteilung in eine Schätz- und eine Evaluationsstichprobe nicht notwendig ist. Der Cross-Validation-Ansatz basiert indirekt auf Pseudo-Stichproben an jedem Punkt der Zeitreihe.

#### 4.2.3. Adaptiver Algorithmus zur Modellevaluation

Folgende Aspekte der Variablenwahl und Modellierung müssen evaluiert werden:

- Prognosefähigkeit eines Indikators
- Die Länge der Autokorrelation (Lag-Struktur)<sup>6</sup>
- Länge des Vorlaufs des Indikators (Lag-Struktur)<sup>7</sup>

Wir gehen wie folgt vor:

- 1) Gegeben ein Indikator, wird zu Beginn ein Modell mit grosszügigen Lag-Strukturen geschätzt („Startmodell“).
- 2) Die Lag-Strukturen werden nun schrittweise reduziert. In jedem Schritt wird die Lag-Struktur der Autokorrelation und des vorlaufenden Indikators wahl-

---

<sup>6</sup> Die Frage ist, wie viele Lag-Variablen ( $y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3} \dots$ ) optimal sind.

<sup>7</sup> Analog zur Autokorrelation ist auch beim vorlaufenden Indikator zu prüfen, welche und wie viele Lag-Variablen ( $X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3} \dots$ ) optimal sind.

weise um eine Variable reduziert und der MSFE der entsprechenden Modelle mit Cross-Validation geschätzt. Da es in jedem Schritt immer mehrere Möglichkeiten gibt, die Lag-Strukturen zu reduzieren, wird immer jene Reduktion gewählt, welche den geringsten MSFE hat.

- 3) Schritt 2) wird solange durchgeführt, bis das Modell keine Variablen zur Autokorrelation und zum vorlaufenden Indikator mehr beinhaltet.
- 4) Schritte 1) bis 3) werden für jede Region, jede Prognoselänge und jeden vorlaufenden Indikator separat durchgeführt.

Dank der adaptiven Reduktion der Anzahl Variablen im Modell, müssen nicht alle möglichen Kombinationen durchgetestet werden. Auf diese Weise beträgt die Zahl der zu testenden Modellspezifikationen für einen bestimmten vorlaufenden Indikator rund 30. Bei 30 vorlaufenden Indikatoren ergeben sich dadurch rund 900 zu testende Modelle pro Region und Prognoselänge.

Die Ergebnisse sämtlicher Modelle, die während dieses Prozesses geschätzt werden, werden abgespeichert, sodass später auf diese zurückgegriffen werden kann.

### 4.3. Modellkombination und Erstellung der Prognose

#### 4.3.1. Das Prinzip der Modellkombination

In der ökonometrischen Literatur ist gut belegt, dass ein *Durchschnitt* von Prognosen mehrerer Modelle im Schnitt den gesamthaften Prognosefehler reduziert und damit die Robustheit der Resultate erhöht (Timmerman 2006; Diebold 2014, Kp. 12). Dieses Vorgehen wird als *Model Combination* oder *Model Averaging* bezeichnet. In der theoretischen Literatur werden mehrere Ansätze vorgeschlagen, wie Einzelprognosen in der Durchschnittsbildung möglichst optimal gewichtet werden können (siehe z.B. Bates & Granger 1969; Granger & Ramanathan 1984; Raftery, Madigan and Hoeting 1997; Aiolfi and Timmermann 2006). Gleichzeitig gibt es auch Evidenz, dass die Vorteile von komplexen Gewichtungsmethoden bei kleinen Datenmengen durch Stichprobenverzerrungen (Sampling Bias) zunichte gemacht werden (Smith & Wallis 2009).

#### 4.3.2. Wahl der Modellmenge

Aufgrund der grossen Zahl geschätzter Modelle sollten nur jene mit relativ geringem Prognosefehler in die Endprognose einfließen. Wir verwenden zwei Selektionskriterien:

- 1) Für jeden Indikator wird diejenige Modellspezifikation mit dem geringsten Prognosefehler gewählt. Falls der Prognosefehler grösser ist als jener des

besten Modells ohne vorlaufenden Indikator, wird das Modell nicht verwendet.<sup>8</sup> Letzteres ist ein Hinweis dafür, dass der Indikator keine Prognosefähigkeit besitzt.

- 2) Ein Modell befindet sich anhand des Prognosefehlers unter den 25 besten Modellen.

Ein Modell wird gewählt, wenn es entweder Kriterium 1) oder Kriterium 2) erfüllt.

### 4.3.3. Berechnung von optimalen Gewichten

Die Prognosen der gewählten Modellmenge müssen nun mittels Gewichtung so gemittelt werden, dass der Prognosefehler der Kombinationsprognose möglichst gering ausfällt. Zu diesem Zweck verwenden wir ein sogenanntes *quadratisches Optimierungsprogramm*, welches die Gewichte der einzelnen Prognosen in diesem Sinne optimal bestimmt.

Dieser Schritt ist mathematisch anspruchsvoll und stellt methodisch gesehen den innovativsten Teil des gesamten Verfahrens dar. Letztlich erlaubt es die optimale Gewichtung der Einzelprognosen, den Prognosefehler der Endprognose zu reduzieren. Auf diese Weise wird der Informationsgehalt der Daten bestmöglich ausgeschöpft und Qualität des Prognoseinstruments wird insgesamt erhöht.

### 4.3.4. Erstellung der Prognose

Sobald die optimalen Gewichte vorliegen, wird die eigentliche Prognose erstellt. Die Punktprognose ergibt sich durch das gewichtete Mittel der Einzelprognosen. Als zweites wird das Prognoseintervall mithilfe der Verteilung der gemittelten Residuen berechnet. Als letztes müssen die berechneten Grössen, welche in logarithmischen Differenzen gemessen sind, wieder zurücktransformiert werden. Die prognostizierten Veränderungsrate werden im Anschluss auf die Bestandsgrössen übertragen. Im Anhang [A.1](#) werden die formalen Berechnungsschritte näher erläutert.

---

<sup>8</sup> Das beste Modell ohne vorlaufenden Indikator beinhaltet nur autoregressive Terme, Saisonalität, die Konstante und die Dummyvariable für den Strukturbruch (4. AVIG-Revision).

## 5. Quellenangaben

- Aiolfi, M., & Timmermann, A. (2006). Persistence in forecasting performance and conditional combination strategies. *Journal of Econometrics*, 135(1), 31-53.
- Andrews, D. W. (1991). Asymptotic optimality of generalized C L, cross-validation, and generalized cross-validation in regression with heteroskedastic errors. *Journal of Econometrics*, 47(2), 359-377.
- Bates, J. M., & Granger, C. W. (1969). The combination of forecasts. *Or*, 451-468.
- Cheng, X., & Hansen, B. E. (2015). Forecasting with factor-augmented regression: A frequentist model averaging approach. *Journal of Econometrics*, 186(2), 280-293.
- Diebold, F.X. (2014). *Forecasting in Economics, Business, Finance and Beyond*. Edition 2015, University of Pennsylvania.
- Granger, C. W., & Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of forecasting*, 3(2), 197-204.
- Hansen, B. E. (2010). Multi-step forecast model selection. In 20th Annual Meetings of the Midwest Econometrics Group.
- Hansen, B. E. (2012). Time series and forecasting. Lecture at the Summer School in Economics and Econometrics, University of Crete. <http://www.ssc.wisc.edu/~bhansen/crete/>
- Hansen, B. E., & Racine, J. S. (2012). Jackknife model averaging. *Journal of Econometrics*, 167(1), 38-46.
- Li, K. C. (1987). Asymptotic optimality for Cp, CL, cross-validation and generalized cross-validation: discrete index set. *The Annals of Statistics*, 958-975.
- Neusser, K. (2011). *Zeitreihenanalyse in den Wirtschaftswissenschaften*. Vieweg+Teubner Verlag.
- Raftery, A. E., Madigan, D., & Hoeting, J. A. (1997). Bayesian model averaging for linear regression models. *Journal of the American Statistical Association*, 92(437), 179-191.
- Smith, J., & Wallis, K. F. (2009). A simple explanation of the forecast combination puzzle. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 71(3), 331-355.
- Timmermann, A. (2006). Forecast combinations. *Handbook of economic forecasting*, 1, 135-196.

Zhang, X., Wan, A. T., & Zou, G. (2013). Model averaging by jackknife criterion in models with dependent data. *Journal of Econometrics*, 174(2), 82-94.



## A. Anhang

### A.1. Formale Beschreibung

#### A.1.1. Notation

Es liegen Daten für Monate  $t = \{1, 2, \dots, T\}$  vor, mit denen eine Prognose für Schrittlängen  $h = \{1, 2, \dots, H\}$ , das heisst für die Monate  $t = \{T + 1, \dots, T + H\}$ , erstellt werden. Das Modell bezieht sich auf einen gegebenen Kanton. Wir verwenden folgende Notation:

- $Y_{t+h}$ : die ursprüngliche Zielgrösse zum Zeitpunkt  $t + h$ .
- $y_{t+h} \equiv \ln(Y_{t+h}) - \ln(Y_{t+h-1})$ : ist die log-Veränderung der Zielgrösse  $Y_{t+h}$
- $X_t$ : vorlaufender Indikator
- $S_c$ : ein Vektor mit 11 binären Indikatorvariablen für die Monate Februar bis Dezember sowie eine Indikatorvariable für den Zeitpunkt der 4. AVIG-Revision
- $u_{t+h}$ : Prognosefehler

#### A.1.2. Modell

Das ökonometrische Modell lässt sich wie folgt aufschreiben:

$$y_{t+h} = \alpha + S_c' \beta + \phi(L; p)y_t + \psi(L; q_1, q_2)X_t + \varepsilon_{t+h},$$

wobei  $\alpha, \beta, \phi(L; p), \psi(L; q_1, q_2)$  zu schätzende Parameter sind. Die Lag-Strukturen sind wie folgt definiert:

- $\phi(L; p)$ : ein Lag-Polynom der Ordnung  $p$ . Beispiel:  $\phi(L; 4) = (\phi_0 + \phi_1 L + \phi_2 L^2 + \phi_3 L^3 + \phi_4 L^4)$ . Für das Startmodell wählen wir folgende Ordnung:  $p = \min(h + 11, 16)$ .
- $\psi(L; q_1, q_2)$ : ein Lag-Polynom von  $q_1$  bis  $q_2$ . Im Startmodell verwenden wir die Ordnung  $q_1 = 0$  und  $q_2 = \min(h + 7, 16)$ . Wenn der Indikator  $X_t$  erst mit Verzögerung verfügbar ist, wird  $q_1$  entsprechend angepasst.

Das Modell wird mit OLS geschätzt.

#### A.1.3. Cross-Validation

Der MSFE für ein beliebiges Modell  $m$  wird mit Cross-Validation geschätzt:

$$\tilde{\sigma}_h^2(m) = \sum_{t=1}^T \tilde{\varepsilon}_{t+h}^2(m),$$

wobei  $\tilde{\varepsilon}_{t+h}^2(m)$  das Cross-Validation-Residuum der Prognoselänge  $h$  von Modell  $m$  darstellt. Für  $h = 1$  wird Leave-One-Out Cross Validation und für  $h > 1$  Leave-h-Out Cross Validation verwendet.

#### A.1.4. Berechnung von optimalen Gewichten

Die gewählte Modellmenge für Schrittlänge  $h$  bezeichnen wir mit  $m \in \{1, 2, \dots, M_h\}$ . Die optimalen Gewichte zur Minimierung des Prognosefehlers der Kombinationsprognose werden durch folgendes quadratisches Optimierungsprogramm bestimmt:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} \mathbf{w}' \tilde{\mathbf{V}} \mathbf{w}, \text{ unter NB:} \\ \sum_{m=1}^{M_h} w(m) = 1 \text{ und} \\ 0 < w(m) < 1 \forall m. \end{aligned}$$

wobei  $\tilde{\mathbf{V}} = \text{Cov}[\tilde{\varepsilon}_{t+h}(1), \tilde{\varepsilon}_{t+h}(2), \dots, \tilde{\varepsilon}_{t+h}(M_h)]$  die  $(M_h \times M_h)$ -Kovarianzmatrix der Cross-Validation-Residuen der gewählten Modellmenge darstellt. Das Ergebnis ist der Vektor der optimalen Gewichte,  $\tilde{\mathbf{w}}$ , wobei das  $m$ -te Element mit  $\tilde{w}(m)$  bezeichnet wird.

#### A.1.5. Prognosekombination

Für jede Schrittlänge  $h \in \{1, 2, \dots, H\}$  liegen Punktprognosen  $\hat{y}_{T+h|T}(m)$  und optimale Gewichte  $\tilde{w}(m)$  der Modellmenge  $m \in \{1, 2, \dots, M_h\}$  vor. Die Kombinationsprognose für den Zeitpunkt  $T+h$  ist ein gewichteter Mittelwert:

$$\hat{y}_{T+h|T} = \sum_{m=1}^{M_h} \tilde{w}(m) \hat{y}_{T+h|T}(m).$$

Innerhalb der Stichprobe wird zudem der Vektor der gemittelten Residuen gebildet:

$$\hat{e}_{t+h} = \sum_{m=1}^{M_h} [y_{t+h}(m) - \hat{y}_{t+h|T}(m)]$$

Das Prognose-Intervall wird mit einem einfachen *nicht-parametrischen* Verfahren berechnet. Es sei  $\hat{q}_\varepsilon(\tau)$  das geschätzte  $\tau$ -Quantil der Verteilung der gemittelten Residuen. Dann ist die Schätzung des  $\tau$ -Quantil der Prognose von  $y_{t+h}$  gegeben durch:

$$\hat{q}_{y,T+h|T}(\tau) = \hat{y}_{T+h|T} + \hat{q}_\varepsilon(\tau).$$

Die obigen Grössen,  $\hat{y}_{T+h|T}$  und  $\hat{q}_{y,T+h|T}(\tau)$ , sind in log-Differenzen gemessen. Um eine Punktprognose der ursprünglichen Zielgrösse, der Anzahl Stellensuchen-

den oder Taggeldbezüger, zu erhalten, wird eine Retransformation durchgeführt. Für Periode  $T+h$  berechnet sich der prognostizierte Bestand wie folgt:

$$\hat{Y}_{T+h|T} = Y_T \cdot \prod_{i=1}^h \exp(\hat{y}_{T+i|T}),$$

wobei  $Y_T$  den Bestand im letzten verfügbaren Monat  $T$  der Zeitreihe darstellt. Man beachte, dass der Ausdruck  $\exp(\hat{y}_{T+i|T})$  der prozentualen Wachstumsrate plus eins entspricht. Das Vorgehen für Intervall-Prognosen ist analog:

$$\hat{q}_{Y,T+h|T}(\tau) = Y_T \cdot \prod_{i=1}^h \exp(\hat{q}_{y,T+i|T}(\tau)).$$

## A.2. Arbeitsmarktreionen

Das SECO hat nach Rücksprache mit einzelnen Kantonen acht Arbeitsmarktreionen definiert, welche auf den MS-Regionen des BFS basieren. Die Definitionen der Arbeitsmarktreionen basieren auf den 106 MS-Regionen und weichen leicht von den 16 aggregierten Arbeitsmarktreionen des BFS ab. Für die übrigen Regionen wurde im Vergleich zu den kantonalen Prognosen (GE, VS, TI, GR) keine Verbesserung der Prognosegüte festgestellt.

Abbildung 1: Acht Arbeitsmarktreionen (Definition SECO)

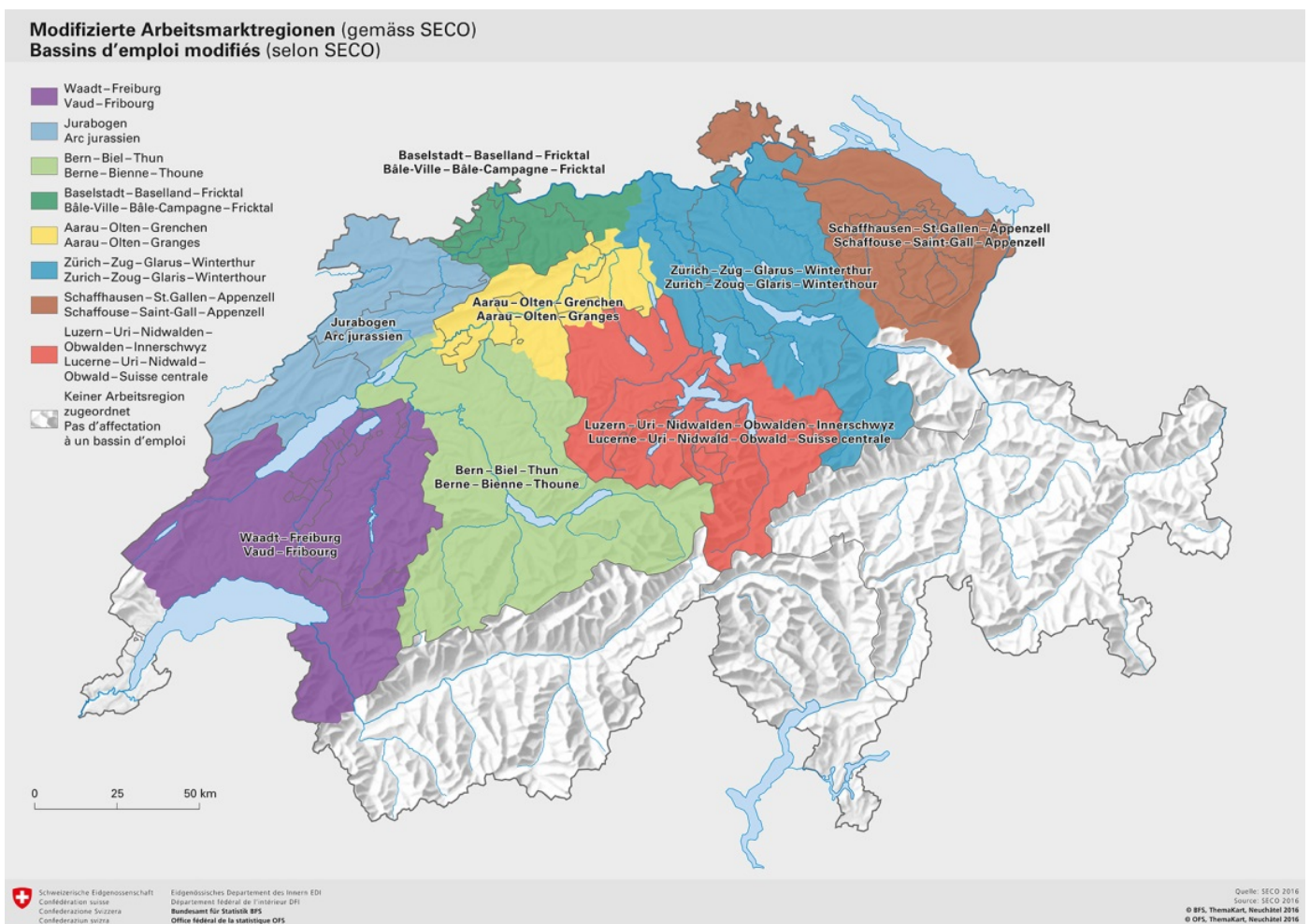


Tabelle 3: Definition der Arbeitsmarktregionen (Definition SECO) anhand der MS-Regionen des BFS

MS-Regionen 2000		Modifizierte Arbeitsmarktregionen		
Régions MS 2000		Bassins d'emploi modifiés		
Wert Valeur	Bezeichnungen Intitulés	Wert	Bezeichnungen	Intitulés
101	Monthey	M1	Waadt-Freiburg	Vaud-Fribourg
039	La Sarine			
040	La Gruyère			
041	Sense			
042	Murten/Morat			
043	Glâne-Veveyse			
084	Lausanne			
085	Morges			
087	Vevey			
088	Aigle			
089	Pays d'Enhaut			
090	Gros-de-Vaud			
091	Yverdon			
092	La Vallée			
093	La Broye	M2	Jurabogen	Arc jurassien
102	Neuchâtel			
103	La Chaux-de-Fonds			
104	Val-de-Travers			
106	Jura			
014	Jura bernois	M3	Bern-Biel-Thun	Berne-Bienne-Thoune
011	Bern			
012	Erlach-Seeland			
016	Burgdorf			
017	Oberes Emmental			
018	Aaretal			
019	Schwarzwasser			
020	Thun			
021	Saanen-Obersimmental			
022	Kandertal			
023	Oberland-Ost			
013	Biel/Bienne	M4	Baselstadt- Baselland-Fricktal	Bâle-Ville - Bâle- Campagne - Fricktal
025	Laufental			
047	Basel-Stadt			
048	Unteres Baselbiet			
049	Oberes Baselbiet			

075	Fricktal			
015	Oberaargau	M5	Aarau-Olten-Grenchen	Aarau-Olten-Granges
024	Grenchen			
044	Olten			
045	Thal			
046	Solothurn			
070	Aarau			
001	Zürich	M6	Zürich-Zug-Glarus-Winterthur	Zurich-Zoug-Glaris-Winterthour
002	Glattal-Furttal			
003	Limmattal			
004	Knonaueramt			
005	Zimmerberg			
006	Pfannenstiel			
007	Zürcher Oberland			
008	Winterthur			
009	Weinland			
010	Zürcher Unterland			
032	Einsiedeln			
033	March			
036	Glarner Unterland			
037	Glarner Hinterland			
038	Zug			
057	Linthgebiet			
071	Brugg-Zurzach			
072	Baden			
073	Mutschellen			
074	Freiamt			
050	Schaffhausen	M7	Schaffhausen-St.Gallen-Appenzell	Schaffouse - Saint-Gall - Appenzell
051	Appenzell A.Rh.			
052	Appenzell I.Rh.			
053	St.Gallen			
054	Rheintal			
055	Werdenberg			
058	Toggenburg			
059	Wil			
076	Thurtal			
077	Untersee			
078	Oberthurgau			
026	Luzern	M8	Luzern-Uri-Nidwalden-Obwalden-	Lucerne-Uri-Nidwald-Obwald-Suisse centrale
027	Sursee-Seetal			
028	Willisau			

---

029	Entlebuch		Innerschwyz	
030	Uri			
031	Innerschwyz			
034	Sarneraatal			
035	Nidwalden			