



Celostna ekoremediacija Kučnice kot trajnostna strategija upravljanja z vodami s ciljem izboljšanja ekološkega stanja

Ganzheitliche Renaturierung der Kutschenitza als nachhaltige Wasserwirtschaftsstrategie zur Verbesserung des ökologischen Zustands

STROKOVNA PLATFORMA

Hidrološki podnebni trendi

Dosežek D.T2.3.1

EXPERTENPLATTFORM

Hydrologische Klimatrends

Leistung D.T2.3.1

Hidrološki podnebni trendi/Hydrologische Klimatrends

Osnovni podatki o dokumentu / Grundlegende Informationen zum Dokument

Delovni sklop: **Strokovna platforma**

Arbeitspaket: **Expertenplattform**

Delovni sklop T2

Arbeitspaket T2

Aktivnost: **Raziskave podnebnih sprememb**

Aktivität: **Klimawandelforschungen**

Aktivnost A.T2.3

Aktivität A.T2.3

Dosežek: **Hidrološki podnebni trendi**

Leistung: **Hydrologische Klimatrends**

Dosežek D.T2.3.1

Leistung D.TT2.3.1

Datum / Datum: **Avgust 2022 / August 2022**

Avtorji / Autoren: **Dr. Valentina Bau'**, Inštitut za hidravlične raziskave

Osnovni podatki o projektu / Grundlegende Informationen zum Projekt

Naslov projekta: **Celostna ekoremediacija Kučnice kot trajnostna strategija upravljanja z vodami s ciljem izboljšanja ekološkega stanja**

Projekttitle: **Ganzheitliche Renaturierung der Kutschenitza als nachhaltige Wasserwirtschaftsstrategie zur Verbesserung des ökologischen Zustands**

Akronim projekta: **RENATA**

Kurztitel des Projekts: **RENATA**



Program: **Program sodelovanja Interreg V-A Slovenija-Avstrija**

Programm: **Kooperationsprogramm Interreg V-A Slowenien-Österreich**



Vodilni partner /
Lead Partner: **Inštitut za hidravlične raziskave**
Hajdrihova 28, Ljubljana
Slovenija
www.hidroinstitut.si
hidroinstitut@hidroinstitut.si



Projektni partner /
Projektpartner: **Forschung Burgenland GmbH**
Campus 1, 7000 Eisenstadt
Österreich
www.forschung-burgenland.at
office@forschung-burgenland.at



Financiranje projekta: **Projekt je sofinanciran iz Evropskega sklada za regionalni razvoj (ESRR).**
Upravičeni stroški: **411.764,71 €**
Delež sofinanciranja iz ESRR: **85 %**
Odobreni prispevek ESRR: **350.000,00 €**
Prispevek iz nacionalnih javnih sredstev: **61.764,71 €**

Finanzierung des Projekts: **Projekt wird vom Europäischen Fonds für regionale Entwicklung (EFRE) kofinanziert.**
Zuschussfähigen Kosten: **411.764,71 €**
EFRE Kofinanzierungsgrad: **85 %**
Genehmigter EFRE-Beitrag: **350.000,00 €**
Nationaler öffentlicher Beitrag: **61.764,71 €**

Inhaltsverzeichnis / Kazalo vsebin

1	EINLEITUNG.....	10
	UVOD.....	10
2	NIEDERSCHLAGSDATEN	13
	PODATKI O PDAVINAH	13
2.1	Häufigkeitsanalyse und Prognose von Niederschlagsdaten	15
	Frekvenčna analiza in projekcija podatkov o padavinah.....	15
2.2	Saisonalität von Niederschlag und SPI.....	18
	Sezonskost padavin in SPI.....	18
2.3	Vorhersage mittlerer jährlicher Niederschlagszeitreihen	22
	Napovedovanje časovnih vrst povprečnih letnih padavin	22
3	WASSERSTANDSDATEN	29
	PODATKI O VODOSTAJIH	29
3.1	Frequenzanalyse und Hochrechnung von Wasserstandsdaten	32
	Frekvenčna analiza in projekcija podatkov o vodostajih	32
3.2	Zeitreihenvorhersage des Wasserstands	35
	Napovedovanje časovnih vrst vodostajev.....	35
4	LUFTEMPERATURDATEN.....	41
	PODATKI O TEMPERATURI ZRAKA.....	41
5	SCHLUSSFOLGERUNGEN	48
	ZAKLJUČKI	48
	QUELLEN UND LITERATUR.....	51
	VIRI IN LITERATURA.....	51

Liste der Tabellen

<i>Tabelle 1: Tabelle, die das Verfahren zur Durchführung der Häufigkeitsanalyse für die Vorhersage der wiederkehrenden Niederschlagshöhen zeigt.</i>	<i>16</i>
<i>Tabelle 2: Zusammenfassende Tabelle der Dürrekategorien nach dem Standardisierten Niederschlagsindex (SPI).</i>	<i>21</i>
<i>Tabelle 3: Tabelle mit dem Verfahren zur Durchführung der Häufigkeitsanalyse zur Vorhersage der Wasserstandswerte für wiederkehrende Perioden.</i>	<i>33</i>

Seznam tabel

<i>Tabela 1: Preglednica, ki prikazuje postopek, uporabljen za izvedbo frekvenčne analize za napovedovanje višin padavin za povratne dobe.....</i>	<i>17</i>
<i>Tabela 2 : Preglednica, ki povzema kategorije suše po standardiziranem indeksu padavin (SPI).....</i>	<i>22</i>
<i>Tabela 3 : Preglednica, ki prikazuje postopek, uporabljen za izvedbo frekvenčne analize za napovedovanje vrednosti vodostajev za povratne dobe.</i>	<i>33</i>

Bildverzeichnis

<i>Bild 1: Darstellung der Schwankungen der Durchschnittstemperatur in Slowenien von etwa 1750 bis 2020. Der 10-Jahres-Durchschnitt und die 95 %-Unsicherheitsintervalle sind in roter bzw. grauer Farbe dargestellt; (Quelle: http://berkeleyearth.lbl.gov/regions/slovenia#).....</i>	<i>11</i>
<i>Bild 2: Pretekle in predvidene povprečne letne vrednosti temperature zraka v Sloveniji glede na tri izbrane scenarije emisij toplogrednih plinov (vir: SSP1-2.6, SSP2-4.5 in SSP3-7.0) (vir: https://www.meteo.si/uploads/probase/www/climate/text/sl/publications/2021_11-Poro%C4%8Dilo%20IPPC%20Podnebj%202021.pdf).....</i>	<i>12</i>
<i>Bild 3: Časovna vrsta prikazuje največje letne dnevne višine padavin, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti od leta 1953 do leta 2020.</i>	<i>15</i>
<i>Bild 4: Best-Fit-Kurvenverteilungsmodell (GEV) auf Histogramm (a) und empirische und theoretische kumulative Wahrscheinlichkeit von 1953 bis 2020 (b).....</i>	<i>17</i>
<i>Bild 5: Analyse der nichtlinearen Wiederkehrperiode der Niederschlagshöhe für Rücklaufzeiträume (a) 10 Jahre, (b) 30 Jahre, (c) 100 Jahre und (d) 500 Jahre. Die Übereinstimmungslinie wird rot angezeigt, und die Prognosegrenzen werden durch eine rote gepunktete Linie angezeigt.</i>	<i>18</i>
<i>Bild 6: Jährliche Veränderung der maximalen saisonalen Niederschlagshöhen: (a) Herbst, (b) Winter, (c) Sommer und (d) im Frühling. Trends werden mit roten Linien angezeigt.</i>	<i>19</i>
<i>Bild 7: Jährliche Veränderung der maximalen saisonalen Niederschlagshöhen: (a) Herbst, (b) Winter, (c) Sommer und (d) im Frühling. Trends werden mit roten Linien angezeigt.</i>	<i>20</i>
<i>Bild 8: Časovni razvoj indeksa SPI od leta 1953 do leta 2020 na podlagi podatkov o maksimalnih mesečnih količinah padavin.</i>	<i>21</i>
<i>Bild 9: Zeitliche Variation der Häufigkeit von (a) trockenen und (b) feuchten Ereignissen.</i>	<i>22</i>
<i>Bild 10: Zeitreihe der durchschnittlichen jährlichen Niederschlagsmenge, die an der meteorologischen Station Murska Sobota zwischen 1953 und 2020 aufgezeichnet wurde.</i>	<i>24</i>
<i>Bild 11: Autokorrelationsfunktion der mittleren jährlichen Niederschlagszeitreihe.....</i>	<i>25</i>
<i>Bild 12: (a) Autokorrelation und (b) partielle Autokorrelationsfunktion des differenzierten Niederschlagssignals.</i>	<i>28</i>
<i>Bild 13: Mit ARIMA(1,1,1)c vorhergesagte Niederschläge (rote Linie). Die Grenzen der Vorhersage sind durch gestrichelte rote Linien gekennzeichnet.....</i>	<i>29</i>
<i>Bild 14: Abbildung mit Rückstandsdiagrammen: (a) Rückstand gegenüber Datenreihenfolge, (b) Histogramm der Rückstände, (c) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (d) Autokorrelogramm der Rückstände....</i>	<i>29</i>
<i>Bild 15: Zeitreihe der maximalen monatlichen Wasserstände an der Wasserstandsmessstation Cankova von 1961 bis 2020.</i>	<i>31</i>
<i>Bild 16: Autokorrelogramm einer Zeitreihe von Wasserständen.....</i>	<i>32</i>
<i>Bild 17: Histogramm des Best-Fit-Kurvenverteilungsmodells (GEV) (a) und empirische und theoretische kumulative Verteilungsfunktion der Wasserstandsdaten von 1953 bis 2020 (b).</i>	<i>34</i>
<i>Bild 18: Nichtlineare Regressionsanalyse der Wasserstände für wiederkehrende Perioden von (a) 10 Jahren, (b) 30 Jahren, (c) 100 Jahren und (d) 500 Jahren. Die Anpassungslinie ist in rot dargestellt, und die Grenzen der Vorhersage sind durch die rote gestrichelte Linie gekennzeichnet.....</i>	<i>35</i>

<i>Bild 19: Projektion der zukünftigen Wasserstände (rote Linie), die durch doppelte exponentielle Glättung erhalten wurde. Die Grenzen der Projektionen sind durch die gestrichelten roten Linien gekennzeichnet.</i>	36
<i>Bild 20: Rückstandsstatistik: (a) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (b) Autokorrelogramm der Rückstände</i>	37
<i>Bild 21: Autokorrelationsfunktion (a) und partielle Autokorrelationsfunktion (b) einer differenzierten Zeitreihe von Wasserständen.....</i>	38
<i>Bild 22: Vorhergesagte Wasserstände (rote Linie), ermittelt mit ARIMA(1,1,1)c. Die Grenzen der Vorhersage sind durch die gestrichelten roten Linien gekennzeichnete.</i>	39
<i>Bild 23: Abbildung mit Rückstandsdiagrammen: (a) Rückstand im Vergleich zur Datenreihenfolge, (b) Rückstandshistogramm, (c) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (d) Rückstandsautokorrelogramm.</i>	40
<i>Bild 24: Lineare Regression einer Zeitreihe von Wasserständen. Vertrauensgrenzen und Prognoseintervall sind ebenfalls angegeben.</i>	41
<i>Bild 25: Rückstandsstatistik: (a) Histogramm der Residuen, (b) Q-Q-Diagramm der Residuen.</i>	41
<i>Bild 26: Die Zeitreihe zeigt die jährlichen maximalen Lufttemperaturen, die an der meteorologischen Station Murska Sobota von 1953 bis 2020 gemessen wurden.</i>	42
<i>Bild 27: Autokorrelationsfunktion der Zeitreihe der Lufttemperatur.</i>	43
<i>Bild 28: Partielle Autokorrelation (a) und Autokorrelationsfunktion (b) einer differenzierten Lufttemperatur-Zeitreihe. Slika 28: Delna avtokorelacijska (a) in avtokorelacijska funkcija (b) diferencirane časovne vrste temperature zraka.....</i>	44
<i>Bild 29: Vorhergesagte Lufttemperaturen (rote Linie), ermittelt mit ARIMA(1,1,1)c. Die Grenzen der Vorhersage sind durch gestrichelte rote Linien gekennzeichnet.</i>	45
<i>Bild 30: Abbildung mit Rückstandsdiagrammen: (a) Rückstand gegenüber Datenreihenfolge, (b) Histogramm der Rückstände, (c) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (d) Autokorrelogramm der Rückstände....</i>	46
<i>Bild 31: Lineare Regression von Zeitreihen der Lufttemperatur. Konfidenzgrenzen und Vorhersagen sind ebenfalls angegeben.....</i>	47
<i>Bild 32: (a) Histogramm der Residuen, (b) Q-Q-Diagramm der Residuen.</i>	48

Kazalo slik

<i>Slika 1: Darstellung der Schwankungen der Durchschnittstemperatur in Slowenien von etwa 1750 bis 2020. Der 10-Jahres-Durchschnitt und die 95 %-Unsicherheitsintervalle sind in roter bzw. grauer Farbe dargestellt; (Quelle: http://berkeleyearth.lbl.gov/regions/slovenia#).....</i>	<i>11</i>
<i>Slika 2: Pretekle in predvidene povprečne letne vrednosti temperature zraka v Sloveniji glede na tri izbrane scenarije emisij toplogrednih plinov (vir: SSP1-2.6, SSP2-4.5 in SSP3-7.0) (vir: https://www.meteo.si/uploads/probase/www/climate/text/sl/publications/2021_11-Poro%C4%8Dilo%20IPPC%20Podnebje%202021.pdf).....</i>	<i>12</i>
<i>Slika 3: Časovna vrsta prikazuje največje letne dnevne višine padavin, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti od leta 1953 do leta 2020.</i>	<i>15</i>
<i>Slika 4: Model porazdelitve krivulje, ki se najbolj prilega (GEV) na histogramu (a), ter empirična in teoretična kumulativna porazdelitvena funkcija padavinskih podatkov od leta 1953 do 2020 (b).</i>	<i>17</i>
<i>Slika 5: Analiza nelinearne regresije višine padavin za povratne dobe (a) 10 let, (b) 30 let, (c) 100 let in (d) 500 let. Linija ujemanja je prikazana z rdečo barvo, meje napovedi pa so označene z rdečo črtkano črto.</i>	<i>18</i>
<i>Slika 6: Letna variacija maksimalnih sezonskih višin padavin: (a) jeseni, (b) pozimi, (c) poleti in (d) spomladi. Trendi so prikazani z rdečimi črtami.....</i>	<i>19</i>
<i>Slika 7: Letna variacija maksimalnih sezonskih višin padavin: (a) jeseni, (b) pozimi, (c) poleti in (d) spomladi. Trendi so prikazani z rdečimi črtami.....</i>	<i>20</i>
<i>Slika 8: Časovni razvoj indeksa SPI od leta 1953 do leta 2020 na podlagi podatkov o maksimalnih mesečnih količinah padavin.</i>	<i>21</i>
<i>Slika 9: Časovno spreminjanje pogostosti (a) suhih in (b) mokrih dogodkov.</i>	<i>22</i>
<i>Slika 10: Časovna vrsta prikazuje povprečne letne višine padavin, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti med letoma 1953 in 2020.</i>	<i>24</i>
<i>Slika 11: Avtokorelacijska funkcija časovne vrste srednjih letnih padavin.</i>	<i>25</i>
<i>Slika 12: (a) Avtokorelacijska in (b) delna avtokorelacijska funkcija diferenciranega signala padavin. ...</i>	<i>28</i>
<i>Slika 13: Predvidena višina padavin (rdeča črta), pridobljena z ARIMA(1,1,1)c. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.</i>	<i>29</i>
<i>Slika 14: (a) Slika s prikazom grafov ostankov. (a) ostanek glede na vrstni red podatkov, (b) histogram ostankov, (c) Q-Q graf ostankov (d) avtokorelogram ostankov.</i>	<i>29</i>
<i>Slika 15: Časovna vrsta, ki prikazuje maksimalne mesečne vodostaje, zabeležene na vodomerni postaji Cankova od leta 1961 do leta 2020.</i>	<i>31</i>
<i>Slika 16: Avtokorelogram časovne vrste vodostajev.</i>	<i>32</i>
<i>Slika 17: Model porazdelitve krivulje, ki se najbolj prilega (GEV) na histogramu (a), ter empirična in teoretična kumulativna porazdelitvena funkcija podatkov o vodostajih od leta 1953 do 2020 (b).</i>	<i>34</i>
<i>Slika 18: Analiza nelinearne regresije vodostajev za povratne dobe (a) 10 let, (b) 30 let, (c) 100 let in (d) 500 let. Linija ujemanja je prikazana z rdečo barvo, meje napovedi pa so označene z rdečo črtkano črto.</i>	<i>35</i>
<i>Slika 19: Projekcija prihodnjega vodostaja (rdeča črta), pridobljena z dvojnimi eksponentnim glajenjem. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.</i>	<i>36</i>

<i>Slika 20: Statistika ostankov: (a) Q-Q graf ostankov, (b) avtokorelogram ostankov.</i>	<i>37</i>
<i>Slika 21: Avtokorelacijska funkcija (a) in delna avtokorelacijska funkcija (b) diferencirane časovne vrste vodostajev.</i>	<i>38</i>
<i>Slika 22: Predvideni vodostaji (rdeča črta), dobljeni z ARIMA(1,1,1)c. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.</i>	<i>39</i>
<i>Slika 23: Slika s prikazom grafov ostankov. (a) ostanek glede na vrstni red podatkov, (b) histogram ostankov, (c) Q-Q graf ostankov (d) avtokorelogram ostankov.</i>	<i>40</i>
<i>Slika 24: Linearna regresija časovne vrste vodostajev. Označene so tudi meje zaupanja in meje napovedi.</i>	<i>41</i>
<i>Slika 25: Statistika ostankov: (a) histogram ostankov, (b) Q-Q graf ostankov.</i>	<i>41</i>
<i>Slika 26: Časovna vrsta prikazuje letne maksimalne temperature zraka, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti od leta 1953 do leta 2020.</i>	<i>42</i>
<i>Slika 27: Avtokorelacijska funkcija časovne vrste temperatur zraka.</i>	<i>43</i>
<i>Bild 28: Partielle Autokorrelation (a) und Autokorrelationsfunktion (b) einer differenzierten Lufttemperatur-Zeitreihe. Slika 28: Delna avtokorelacijska (a) in avtokorelacijska funkcija (b) diferencirane časovne vrste temperature zraka.</i>	<i>44</i>
<i>Slika 29: Predvidene temperature zraka (rdeča črta), dobljene z ARIMA(1,1,1)c. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.</i>	<i>45</i>
<i>Slika 30: Slika s prikazom grafov ostankov. (a) ostanek glede na vrstni red podatkov, (b) histogram ostankov, (c) Q-Q graf ostankov (d) avtokorelogram ostankov.</i>	<i>46</i>
<i>Slika 31: Linearna regresija časovne vrste temperatur zraka. Označene so tudi meje zaupanja in napovedi.</i>	<i>47</i>
<i>Slika 32: (a) histogram ostankov, (b) Q-Q graf ostankov.</i>	<i>48</i>

1 Einleitung

Der Klimawandel wurde als eine der größten Bedrohungen für die globale Gesundheit im 21. Jahrhundert identifiziert (9: WHO 2005), weshalb Wissenschaftler und Weltorganisationen viele Ressourcen in die Verlangsamung seines Verlaufs investiert haben. Die Veränderung der globalen Klimamuster im letzten Jahrhundert wird in erster Linie auf die Nettoemission von Treibhausgasen (z. B. Kohlendioxid) zurückgeführt, die in weniger als einem halben Jahr um 43 % zugenommen hat. Die erhöhte Konzentration von Treibhausgasen wurde zweifellos durch menschliche Aktivitäten verursacht. Die Verbrennung fossiler Brennstoffe, die Abholzung von Wäldern und die Viehzucht haben alle zu der hohen Konzentration von Treibhausgasen in der Atmosphäre beigetragen, die für die globale Erwärmung verantwortlich sind, indem sie die Hitze in der Atmosphäre einschließen.

Der Temperaturanstieg hat auch zu extremen Wetterlagen (z. B. Dürren und Überschwemmungen) geführt, die die hydrologischen Prozesse erheblich verändert haben. Wenn die Temperaturen steigen, nimmt die Verdunstung zu, was das Risiko von Dürren erhöht und zu häufigeren und intensiveren Stürmen führt. Das gleichzeitige Auftreten von Hitzewellen, Dürren und Überschwemmungen (Flutwellen in Verbindung mit starken Regenfällen und/oder Flussüberschwemmungen) stellt eine große Bedrohung für Menschen und Ökosysteme dar (7: Schiermeier 2011).

Wie andere Länder der Welt war auch Slowenien in den letzten zehn Jahren stark vom Klimawandel betroffen und erlebte eine Reihe von großen Überschwemmungen. Um den Ernst der Lage in kleinerem Maßstab zu verstehen, genügt es zu wissen, dass die Überschwemmungen im Savinja-Einzugsgebiet Schäden in Höhe von 20 % des nationalen Einkommens verursachten (4: Zorn und Komac 2015). Interessant ist auch, wie sich die durchschnittlichen Lufttemperaturen in Slowenien von 1755 bis 2020 verändert haben (siehe Abbildung 1). In den letzten Jahrzehnten ist ein stetiger

Uvod

Podnebne spremembe so opredeljene kot ena največjih groženj svetovnemu zdravju v 21. stoletju (9: WHO 2005), zato znanstveniki in svetovne organizacije vlagajo veliko sredstev v upočasnitev njihovega poteka. Spremembe svetovnih podnebnih vzorcev v zadnjem stoletju so bile pripisane predvsem neto emisijam toplogrednih plinov (TGP) (npr. ogljikovega dioksida), ki so se v manj kot dvajset letih povečale za 43 %. Povečano koncentracijo toplogrednih plinov so nedvomno povzročile človekove dejavnosti. Izgorevanje fosilnih goriv, krčenje gozdov in živinoreja so prispevali k visoki koncentraciji toplogrednih plinov v ozračju, ki so zaradi zadrževanja zraka v atmosferi odgovorni za globalno segrevanje.

Zaradi zvišanja temperature so se razvili tudi ekstremni vremenski vzorci (tj. suše in poplave), kar je bistveno spremenilo hidrološke procese. Z višanjem temperature se povečuje stopnja izhlapevanja, kar povečuje nevarnost suše ter prinaša pogostejša in intenzivnejša neurja. Hkratno pojavljanje vročinskih valov in suš ter poplav (plimovanje v kombinaciji z močnim dežjem in/ali poplavljanjem rek) predstavlja veliko nevarnost tako za ljudi kot za ekosisteme (7: Schiermeier 2011).

Slovenija je bila tako kot druge države po svetu v zadnjem desetletju zelo prizadeta zaradi podnebnih sprememb in podvržena številnim obsežnim poplavam. Za razumevanje teže razmer v manjšem merilu zadostuje podatek, da so poplave, ki so se zgodile v porečju Savinje, povzročile škodo, ki znaša 20 % nacionalnega dohodka (4: Zorn in Komac 2015). Zanimivo je tudi, kako so se povprečne temperature ozračja v Sloveniji spreminjale od leta 1755 do leta 2020 (glej Sliko 1). V zadnjih nekaj desetletjih je bilo opaziti stalno naraščanje temperature, še posebej strm pa je bil dvig med letoma 1980 in 2020. Vendar najhujše šele prihaja, saj bodo po podnebni projekciji, ki jo je predstavil Berkeley Earth, temperaturne razmere do leta 2080 postale zelo kritične (Slika 2). Zaradi teh zaskrbljujočih razmer je treba sprejeti nujne ukrepe za boj proti podnebnim spremembam.

Temperaturanstieg zu verzeichnen, der zwischen 1980 und 2020 besonders stark ausfällt. Das Schlimmste steht uns jedoch noch bevor, denn laut einer von Berkeley Earth vorgelegten Klimaprojektion werden die Temperaturverhältnisse bis 2080 sehr kritisch werden (Abbildung 2). Diese alarmierende Situation erfordert dringende Maßnahmen zur Bekämpfung des Klimawandels.

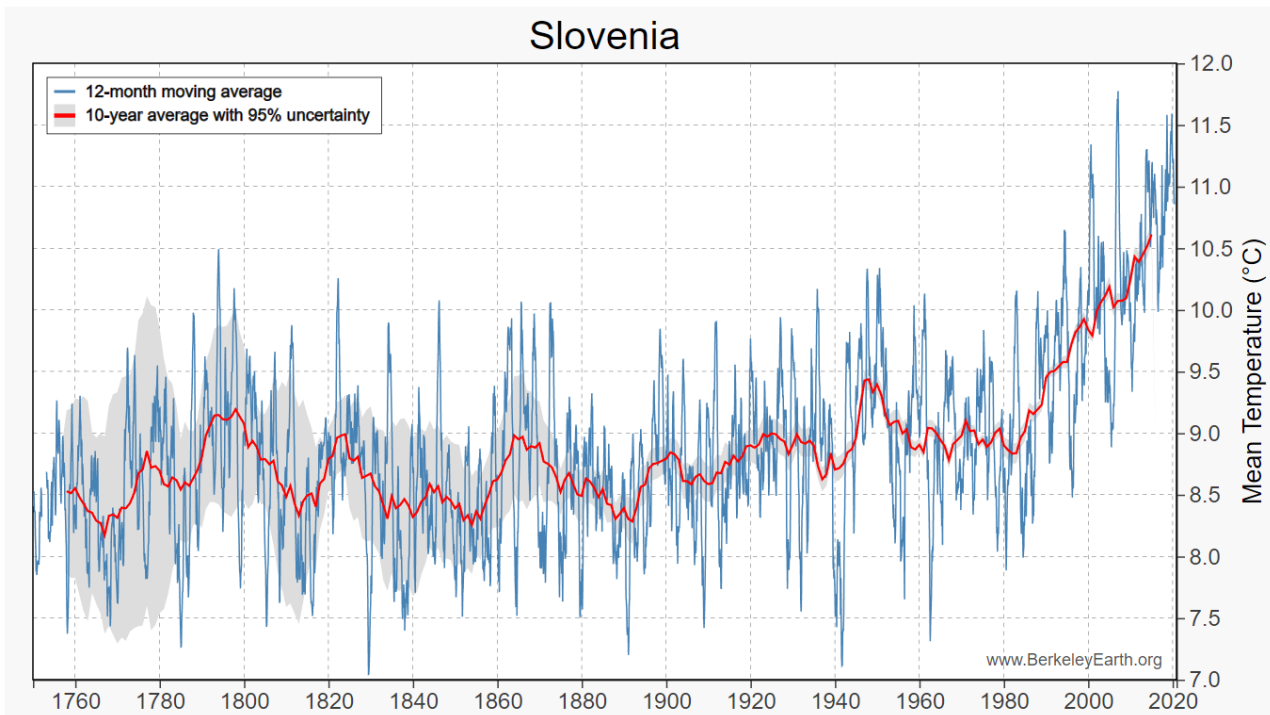


Bild 1: Darstellung der Schwankungen der Durchschnittstemperatur in Slowenien von etwa 1750 bis 2020. Der 10-Jahres-Durchschnitt und die 95 %-Unsicherheitsintervalle sind in roter bzw. grauer Farbe dargestellt; (Quelle: <http://berkeleyearth.lbl.gov/regions/slovenia#>).

Slika 1: Darstellung der Schwankungen der Durchschnittstemperatur in Slowenien von etwa 1750 bis 2020. Der 10-Jahres-Durchschnitt und die 95 %-Unsicherheitsintervalle sind in roter bzw. grauer Farbe dargestellt; (Quelle: <http://berkeleyearth.lbl.gov/regions/slovenia#>).

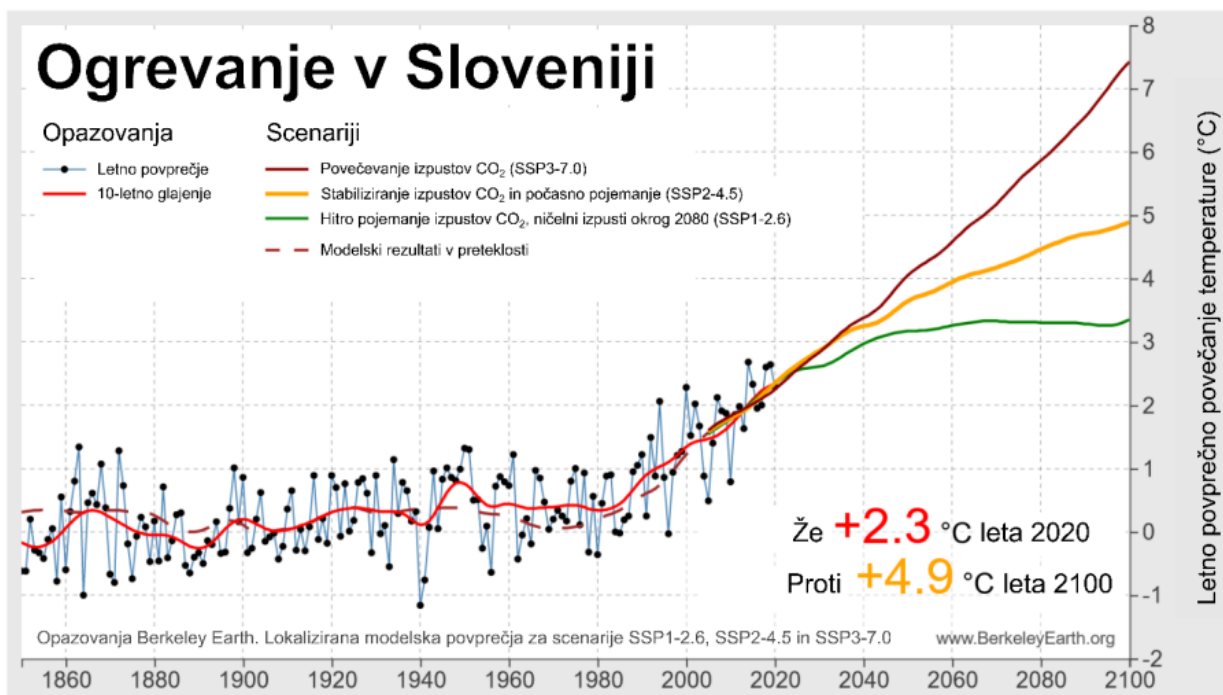


Bild 2: Pretekle in predvidene povprečne letne vrednosti temperature zraka v Sloveniji glede na tri izbrane scenarije emisij toplogrednih plinov (vir: SSP1-2.6, SSP2-4.5 in SSP3-7.0) (vir: https://www.meteo.si/uploads/probase/www/climate/text/sl/publications/2021_11-Poro%C4%8Dilo%20IPPC%20Podnebje%202021.pdf).

Slika 2: Pretekle in predvidene povprečne letne vrednosti temperature zraka v Sloveniji glede na tri izbrane scenarije emisij toplogrednih plinov (vir: SSP1-2.6, SSP2-4.5 in SSP3-7.0) (vir: https://www.meteo.si/uploads/probase/www/climate/text/sl/publications/2021_11-Poro%C4%8Dilo%20IPPC%20Podnebje%202021.pdf).

Diese besorgniserregenden Szenarien machen es notwendig, sich mit den Prognosen zum Klimawandel zu befassen, um ökologische Sanierungsmaßnahmen für die Kutschenitza umsichtig und genau zu planen. Die Wiederherstellung von Flüssen und Uferzonen sowie die ökologische Sanierung sind an sich schon gute Strategien zur Bekämpfung des Klimawandels. Die Wiederherstellung und Sanierung von Überschwemmungsgebieten und Feuchtgebieten bieten saisonale aquatische Lebensräume, schaffen Korridore mit einheimischen Auwäldern und beschatten flussnahe und terrestrische Lebensräume (11: Seavy et al. 2009). Obwohl Flüsse und Überschwemmungsgebiete den Klimawandel abmildern können, sind strategische Maßnahmen erforderlich, die ihre natürlichen Merkmale erhalten, um ihre Wirksamkeit zu maximieren. So bietet die Schaffung von Flächen mit einheimischer Vegetation nicht nur

Zaradi teh skrb vzbujajočih scenarijev se je potrebno osredotočiti na projekcije podnebnih sprememb, da bi lahko preudarno in natančno načrtovali ekoremediacijske ukrepe v potoku Kučnica. Obnova rek in obrežnih pasov ter ekoremediacija so same po sebi dobre strategije za boj proti podnebnim spremembam. Sanacija in obnova poplavnih ravnin in mokrišč zagotavlja sezonske vodne habitate, ustvarja koridorje avtohtonih obrežnih gozdov ter zasenčene rečne in kopenske habitate (11: Seavy et al. 2009). Čeprav lahko reke in poplavne ravnice delujejo kot blažilci podnebnih sprememb, so za čim večjo učinkovitost potrebni strateški posegi, ki ohranjajo njihove naravne značilnosti. Na primer, ustvarjanje zaplat avtohtone vegetacije ne zagotavlja le hrane in zavetja za avtohtone živali, temveč tudi skladišči ogljikov dioksid in tako zmanjšuje raven toplogrednih plinov (3: Herzog et al. 2000). Poleg tega avtohtone rastline s svojimi globokimi koreninami

Nahrung und Unterschlupf für einheimische Tiere, sondern bindet auch Kohlendioxid und verringert so den Ausstoß von Treibhausgasen (3: Herzog et al. 2000). Außerdem verringern einheimische Pflanzen mit ihren tiefen Wurzeln die Erosion von Flussufern (5: Bankhead und Simon 2008), absorbieren Wasser und verbessern die Filterung von Verschmutzungen (1: DeLaney 1995). Überschwemmungsgebiete und Feuchtgebiete können auch als Puffer dienen, wenn Flüsse ansteigen, insbesondere bei Hochwasser (2: Frappart et al. 2005). Die Sonarregulierung von Flüssen kommt also nicht nur der ökologischen Funktion von Flüssen und Überschwemmungsgebieten zugute, sondern auch der menschlichen Gesellschaft. Da der Klimawandel zu immer mehr Überschwemmungen führt, ist der Schutz und die Wiederherstellung von Überschwemmungsgebieten und Feuchtgebieten wichtiger denn je. Die Kosten und Folgen für die Gesellschaft, wenn nicht gehandelt wird, könnten enorm sein, zumal die Abhängigkeit der Menschen von den Flüssen mit dem globalen Temperaturanstieg zunehmen wird.

Diese Studie konzentriert sich auf die Analyse der hydrologischen Trends an der Kutschenitza und die Prognose für die mittelfristige Zukunft. Der Bericht enthält insbesondere eine Analyse der mittelfristigen Prognosen der mittleren jährlichen Niederschläge und der maximalen jährlichen Wasserstände und Temperaturen, die in dem Gebiet gemessen wurden, in dem der Bach fließt. Darüber hinaus werden mittelfristige Prognosen sowohl für die Niederschlagsmenge als auch für die Wasserstände für Ereignisse mit einer Wiederkehrperiode von 10, 30, 100 und 500 Jahren erstellt.

2 Niederschlagsdaten

Die analysierten Niederschlagszeitreihen stammen aus dem Online-Archiv des ARSO. Die verwendeten Zeitreihen wurden an der Wetterstation Murska Sobota südöstlich der Kutschenitza aufgezeichnet. Andere meteorologische Stationen, die näher an dem betreffenden Gebiet liegen, sind ebenfalls verfügbar, wurden aber aufgrund kürzerer Aufzeichnungszeiten

zumindest teilweise erodieren (5: Bankhead in Simon 2008) absorbieren Wasser und verbessern die Filterung von Verschmutzungen (1: DeLaney 1995). Populäre Maßnahmen in den Überschwemmungsgebieten sind die Anlage von Weiden (2: Frappart et al. 2005). Die Sonarregulierung von Flüssen kommt also nicht nur der ökologischen Funktion von Flüssen und Überschwemmungsgebieten zugute, sondern auch der menschlichen Gesellschaft. Da der Klimawandel zu immer mehr Überschwemmungen führt, ist der Schutz und die Wiederherstellung von Überschwemmungsgebieten und Feuchtgebieten wichtiger denn je. Die Kosten und Folgen für die Gesellschaft, wenn nicht gehandelt wird, könnten enorm sein, zumal die Abhängigkeit der Menschen von den Flüssen mit dem globalen Temperaturanstieg zunehmen wird.

Ta študija se osredotoča na analizo hidroloških trendov na potoku Kučnica in njihovo prognozo v srednjeročni prihodnosti. Poročilo vključuje zlasti analizo srednjeročnih prognoz povprečnih letnih padavin ter najvišjih letnih vodostajev in temperatur, zabeleženih na območju, kjer teče potok. Poleg tega so tako za padavine kot za vodostaj podane srednjeročne prognoze za dogodke s povratnimi dobami 10, 30, 100 in 500 let.

Podatki o padavinah

Analizirane časovne serije padavin so bile pridobljene iz spletnega arhiva ARSO. Uporabljene časovne vrste so bile zabeležene v Murski Soboti, vremenski postaji jugovzhodno od potoka Kučnica. Na voljo so tudi druge meteorološke postaje, ki so bližje obravnavanemu območju, vendar so bile zaradi krajšega časa snemanja izločene. Dolžina časovne vrste ima ključno vlogo pri

ausgeschlossen. Die Länge der Zeitreihe spielt eine Schlüsselrolle bei der Vorhersage, die, wie in diesem Fall, auf historischen Niederschlagsmustern basiert. Die Niederschlagsdaten werden täglich auf der Grundlage der um 19:00 Uhr gemessenen kumulierten Niederschlagsmenge erfasst. Daher werden das jährliche Maximum und das durchschnittliche Niederschlagsereignis auf der Grundlage der täglichen Daten berechnet.

Die Zeitreihe ist in Abbildung 3 dargestellt und zeigt den Verlauf des maximalen jährlichen Tagesniederschlagsereignisses zwischen 1953 und 2020. Der Trend der Zeitreihe schwankt und erreicht besonders hohe Spitzenwerte in den Jahren 1981 und 2014. Interessant ist, dass die Zeitreihe keinen ausgeprägten Aufwärtstrend aufweist. Wie aus dem Diagramm hervorgeht, war die Region Prekmurje nicht besonders von einer Zunahme der Häufigkeit und Intensität extremer Niederschlagsereignisse betroffen, aber eine gründlichere Analyse der saisonalen Niederschlagsereignisse würde dazu beitragen, einige der Trends, die in Abbildung 3 nicht erkennbar sind, besser zu erkennen. Dieser Teil wird in den folgenden Kapiteln analysiert und erörtert, in denen die extremen monatlichen Niederschlagswerte umgesetzt und untersucht werden.

Obwohl Abbildung 3 einen stationären Mittelwert zeigt (bestätigt durch den p-Wert des Augmented-Dikey-Fuller-Tests), weist die Reihe keine konstante Varianz auf. Tatsächlich aber ist die Varianz das Maß, das für den Aufwärtstrend des Signals ausschlaggebend ist. Außerdem deuten die für kleine Teile des Signals berechneten Standardabweichungen auf eine zunehmende Variabilität der Niederschläge im Laufe der Zeit hin. Dies ist eine interessante Besonderheit, denn im Allgemeinen bedeutet eine größere zeitliche Variabilität der Niederschläge ein trockeneres Klima. Daher verbirgt das Signal in Abbildung 3 einige wichtige Informationen über die Trockenheit.

napovedovanju, ki, tako kot v tem primeru, temelji na preteklih vzorcih padavin. Podatki o padavinah se beležijo dnevno na podlagi kumulativne višine padavin, izmerjene vsak dan ob 19:00. Torej se letni maksimum in povprečni padavinski dogodek izračunata na podlagi dnevnihih podatkov.

Časovna vrsta je prikazana na Sliki 3 in prikazuje spreminjanje največjega letnega dnevnega padavinskega dogodka med letoma 1953 in 2020. Trend časovne vrste niha in doseže posebno visoke konice v letu 1981 in 2014. Zanimivo je opažanje, da časovna vrsta ne kaže izrazitega trenda naraščanja. Razlog za to so nizke vrednosti padavin, dosežene leta 1997 ter med letoma 2000 in 2004. Kot je razvidno iz grafa, Prekmurje ni bilo posebej prizadeto s povečanjem pogostosti in intenzivnosti ekstremnih padavinskih dogodkov, vendar pa bi bolj temeljita analiza sezonskih padavinskih dogodkov pomagala bolje osvetliti nekatere trende, ki jih na Sliki 3 ni mogoče zaznati. Ta del bo analiziran in obravnavan v naslednjih poglavjih, kjer bodo implementirane in raziskane ekstremne mesečne vrednosti padavin.

Čeprav Slika 3 kaže na stacionarno srednjo vrednost (potrjuje jo p-vrednost, dobljena z razširjenim Dikey Fullerjevim testom), serija nima konstantne variance. Dejstvo pa je, da je varianca tista mera, ki je določilveni faktor naraščajočega trenda signala. Poleg tega standardni odkloni, izračunani za majhne dele signala, kažejo na naraščajočo variabilnost padavin v času. To je zanimiva specifičnost, saj v splošnem večja variabilnost padavin v času pomeni bolj suho podnebje. Zato signal na Sliki 3 skriva nekatere pomembne informacije v zvezi s sušo.

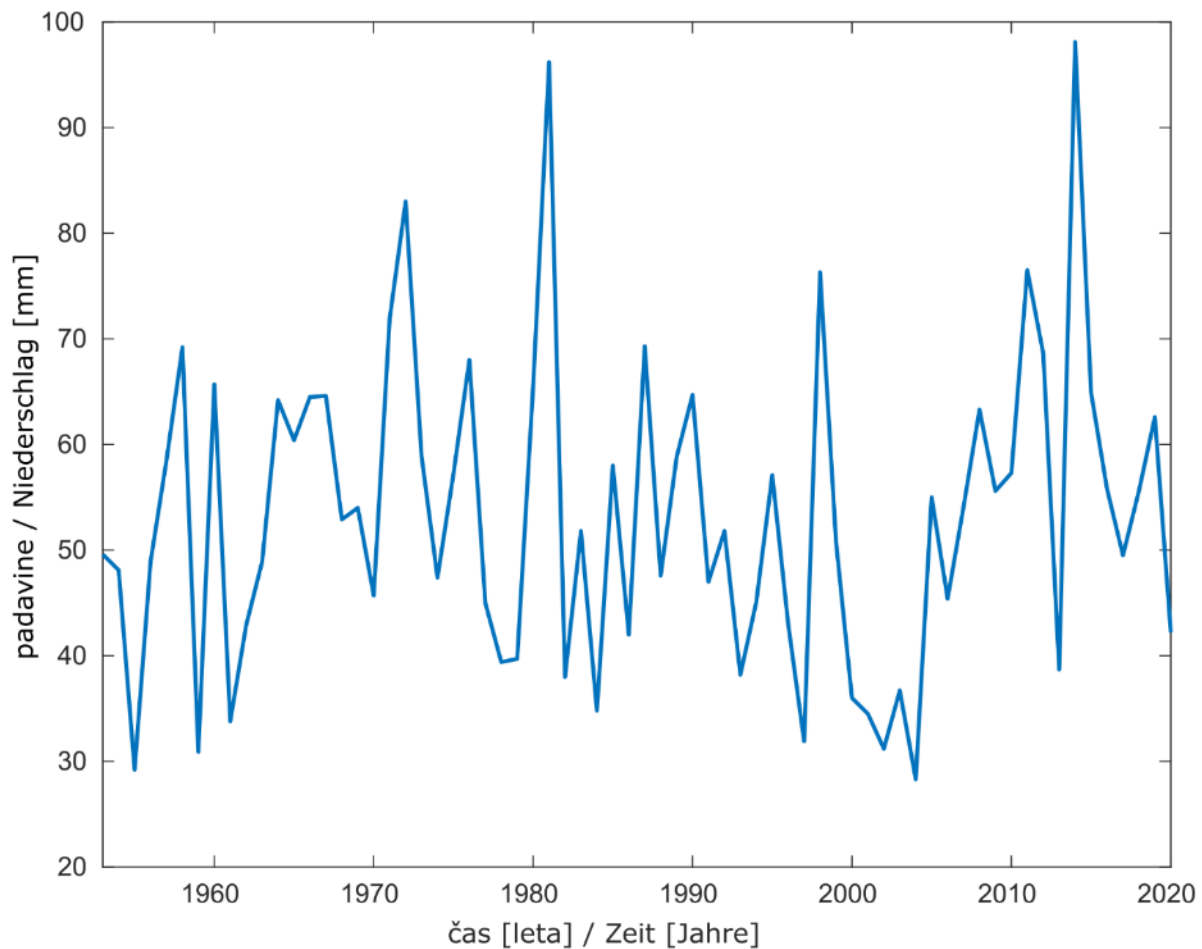


Bild 3: Časovna vrsta prikazuje največje letne dnevne višine padavin, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti od leta 1953 do leta 2020.

Slika 3: Časovna vrsta prikazuje največje letne dnevne višine padavin, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti od leta 1953 do leta 2020.

2.1 Häufigkeitsanalyse und Prognose von Niederschlagsdaten

Schätzungen der Niederschlagsmenge, die mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit in einem bestimmten Bezugszeitraum zu erwarten ist, sind für den Erfolg von Wasserwirtschaftsplänen und Flussbewirtschaftungsprojekten von entscheidender Bedeutung.

Daher ist es sinnvoll, die Wahrscheinlichkeit einer Überschreitung der Niederschlagsmenge für eine bestimmte Wiederkehrperiode zu berechnen. Die Überschreitungswahrscheinlichkeit gibt eine Schätzung der Niederschlagsmenge an, die während des Bezugszeitraums erwartet oder überschritten werden

Frekvenčna analiza in projekcija podatkov o padavinah

Ocene količine padavin, ki jih je mogoče pričakovati za določeno verjetnost v določenem referenčnem obdobju, so ključnega pomena za uspešne rezultate načrtov upravljanja voda in projektov urejanja vodotokov. Zato je koristno izračunati verjetnost preseganja višine padavin za določeno povratno obdobje. Verjetnost preseganja podaja oceno višine padavin, ki jo je mogoče pričakovati ali ki je lahko presežena v referenčnem časovnem obdobju. Iz frekvenčne analize lahko dobimo ocene višine padavin za izbrane povratne dobe.

Analiza obsega:

kann. Aus der Häufigkeitsanalyse lassen sich Schätzungen der Niederschlagsmenge für ausgewählte Wiederkehrperioden ableiten.

Umfassende Analyse:

- die Sammlung historischer Daten (wie im vorherigen Abschnitt dargestellt);
- die Berechnung des Histogramms der Daten und ihrer kumulativen Häufigkeiten;
- Auswahl der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion, die am besten zu den Daten passt;
- Berechnung der Umkehrung der Überlebensfunktionen der angepassten Verteilungen, um die Niederschlagsmenge in den angegebenen Zeiträumen zu ermitteln.

Die Berechnung der vorhergesagten Niederschlagshöhen mit Wiederkehrperioden erfolgt mittels nichtlinearer Regression. In einem ersten Schritt werden die wiederkehrenden Niederschlagshöhen mit einem Zeitintervall berechnet, das 75 % der Länge der ursprünglichen Zeitreihe entspricht. Auf diese Weise können die verbleibenden 25 % für die Anpassung verwendet werden. Die verbleibenden Werte der Wiederkehrperioden werden durch kumulative Addition von sechs Jahren ($\cong 4\%$ der Länge der ursprünglichen Zeitreihe) zum Anfangszeitraum berechnet. Es ist also klar, dass für jede Iteration eine Häufigkeitsanalyse durchgeführt wird. Dieses Verfahren ist in Tabelle 1 zusammengefasst.

- zbiranje zgodovinskih podatkov (ki je prikazano v prejšnjem razdelku);
- izračun histograma podatkov in njihovih kumulativnih frekvenc;
- izbiro funkcije gostote verjetnosti, ki se najbolje prilega podatkom;
- izračun inverza preživitvenih funkcij prilagojenih porazdelitev za pridobitev višine padavin v danih obdobjih.

Izračun predvidenih višin padavin s povratnimi dobami je izveden z nelinearno regresijo. V prvem koraku so višine padavin za povratne dobe izračunane z uporabo časovnega intervala, ki ustreza 75 % dolžine prvotne časovne vrste. Na ta način se lahko preostalih 25 % uporabi za prilagajanje. Preostale vrednosti za povratne dobe so izračunane s kumulativnim dodajanjem šestih let ($\cong 4\%$ dolžine prvotne časovne vrste) začetnemu časovnemu obdobju. Zato je jasno, da se frekvenčna analiza izvede za vsako iteracijo. Ta postopek je povzet v Preglednici 1.

Izkaže se, da je generalizirana porazdelitev ekstremnih vrednosti (ang. Generalised Extreme Value distribution) tista, ki na splošno zagotavlja najboljše rezultate prilaganja. Slika 4 prikazuje prilagajanje porazdelitve, izvedeno v zadnji zanki, torej za časovno vrsto, ki se razteza od leta 1953 do leta 2020. Parameter oblike (k), srednja vrednost (μ) in varianca (σ) GEV so enaki -0.088, 46.90 in 12.73. Kumulativna funkcija je prikazana tudi na Sliki 4, in potrjuje, da se porazdelitev GEV dobro prilega podatkom.

Tabelle 1: Tabelle, die das Verfahren zur Durchführung der Häufigkeitsanalyse für die Vorhersage der wiederkehrenden Niederschlagshöhen zeigt.

Anzahl der Jahre	
44	Frequenzanalyse
50	Frequenzanalyse
56	Frequenzanalyse
62	Frequenzanalyse
68	Frequenzanalyse

Tabela 1: Preglednica, ki prikazuje postopek, uporabljen za izvedbo frekvenčne analize za napovedovanje višin padavin za povratne dobe.

število let	
44	Frekvenčna analiza
50	Frekvenčna analiza
56	Frekvenčna analiza
62	Frekvenčna analiza
68	Frekvenčna analiza

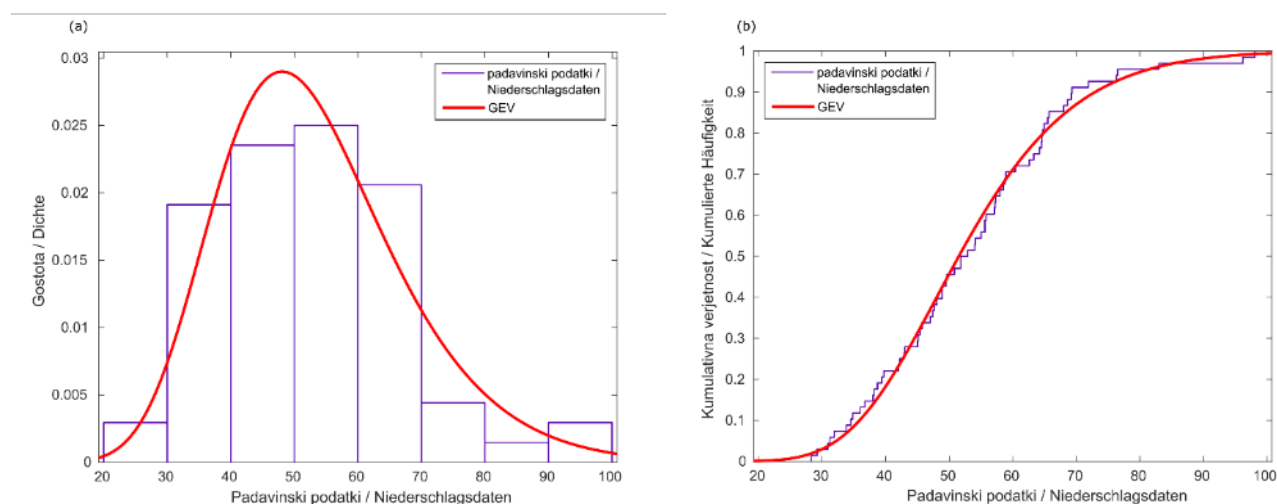


Bild 4: Best-Fit-Kurvenverteilungsmodell (GEV) auf Histogramm (a) und empirische und theoretische kumulative Wahrscheinlichkeit von 1953 bis 2020 (b).

Slika 4: Model porazdelitve krivulje, ki se najbolj prilega (GEV) na histogramu (a), ter empirična in teoretična kumulativna porazdelitvena funkcija padavinskih podatkov od leta 1953 do 2020 (b).

Abbildung 5 zeigt die Niederschlagsmengen für verschiedene sich wiederholende Perioden. Prognosen, die mit einer passenden roten Linie markiert sind, werden bis zu 98 verlängert, was 2050 entspricht. Es werden auch Prognosen von Regressionsmodellgrenzen gezeigt, die die Intervalle bestimmen, innerhalb derer sich zukünftige Beobachtungen wahrscheinlich bewegen werden. Prognoseintervalle sind ein Maß für die Zuverlässigkeit der Beobachtungsprognose. Prognoseintervalle sind ein Maß für die Zuverlässigkeit der Beobachtungsprognose. Höhere Prognoseintervalle bedeuten unsicherere Daten, was für Niederschlagsmengen gilt, die für Rücklaufzeiträume von 100 und 500 Jahren berechnet werden. Diese große Unsicherheit ist auf eine geringe Anzahl von Beobachtungen zurückzuführen, was auf das Fehlen von Zeitreihen zurückzuführen ist, die lang genug sind, um

Na Sliki 5 so prikazane višine padavin za različna ponavljajoča obdobja. Napovedi, ki so označene s prilegajočo rdečo črto, so podaljšane dokler ne dosežejo 98 let, kar ustreza letu 2050. Prikazane so tudi napovedi mej regresijskega modela, ki določajo intervale, znotraj katerih se bodo prihodnja opazovanja verjetno gibala. Intervali napovedi so merilo zanesljivosti napovedi opazovanja. Večji intervali napovedi pomenijo bolj negotove podatke, kar velja za višine padavin, izračunane za povratne dobe 100 in 500 let. Ta velika negotovost je posledica majhnega števila opazovanj, kar je posledica tega, da časovna vrsta še ni dovolj dolga, da bi lahko izračunali tako visoke povratne dobe. Jasno je tudi, da so stopnje naraščanja višin padavin za povratne dobe 100 in 500 let hitrejše od tistih za 10 let. Trendi nakazujejo, da se število ekstremnih dogodkov povečuje in da se bo v prihodnosti še naprej povečevalo.

solche hohen Renditeperioden zu berechnen. Es ist auch klar, dass die Niederschlagsraten für Rücklaufzeiträume von 100 und 500 Jahren schneller sind als die für 10 Jahre. Trends deuten darauf hin, dass die Zahl der Extremereignisse zunimmt und auch in Zukunft weiter zunehmen wird.

Die Relevanz der Regression (R^2) für 10, 30, 100 und 500 Jahre beträgt 0,35, 0,45, 0,47 und 0,45.

Ustreznost regresije (R^2) za 10, 30, 100 in 500 let je enaka 0,35, 0,45, 0,47 in 0,45.

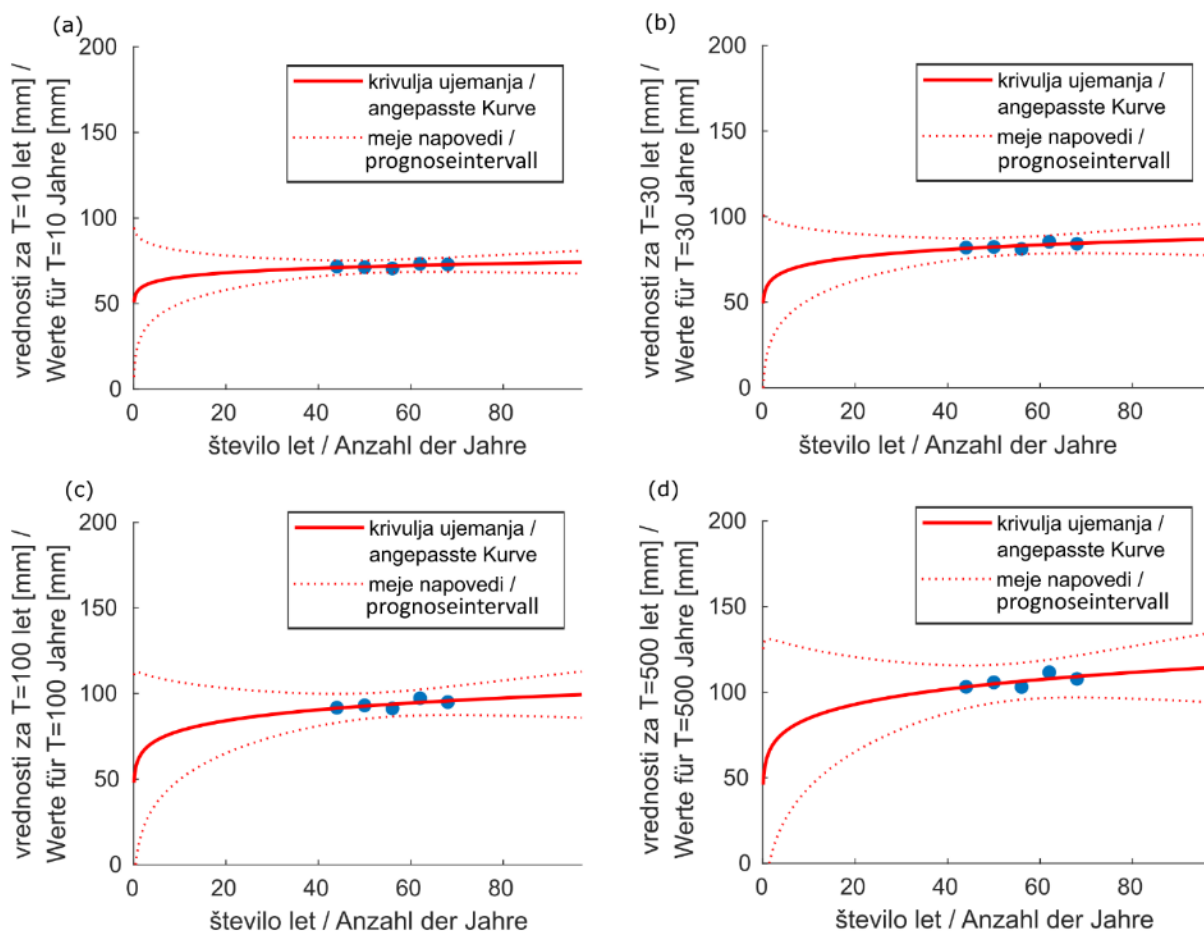


Bild 5: Analyse der nichtlinearen Wiederkehrperiode der Niederschlagshöhe für Rücklaufzeiträume (a) 10 Jahre, (b) 30 Jahre, (c) 100 Jahre und (d) 500 Jahre. Die Übereinstimmungslinie wird rot angezeigt, und die Prognosegrenzen werden durch eine rote gepunktete Linie angezeigt.

Slika 5: Analiza nelinearne regresije višine padavin za povratne dobe (a) 10 let, (b) 30 let, (c) 100 let in (d) 500 let. Linija ujemanja je prikazana z rdečo barvo, meje napovedi pa so označene z rdečo črtkano črto.

2.2 Saisonalität von Niederschlag und SPI

Eine detailliertere Analyse der Reihe extremer jährlicher Niederschlagsdaten könnte Aufschluss darüber geben, wie sich die Niederschlagsdaten zwischen 1953 und

Sezonkost padavin in SPI

Podrobnejša analiza serije podatkov ekstremnih letnih padavin lahko osvetli, kako so se podatki o padavinah sezonsko razvijali med letoma 1953 in 2020. Na Sliki 6 je

2020 saisonal entwickelt haben. Abbildung 6 zeigt, dass der Trend der Niederschlagsmengen im Allgemeinen in jeder Jahreszeit zunimmt. Dies zeigt sich besonders in den Übergangszeiten: Frühling und Herbst. Gleichzeitig ist es interessant festzustellen, dass die Anzahl der Regentage unterschiedliche Trends zeigt (Abbildung 7). Im Herbst und Winter nimmt die Anzahl der Regentage mit der Zeit zu, während im Frühjahr und Sommer das Gegenteil wahrgenommen wird. Auch in diesem Fall sind die Trends in Übergangszeiten ausgeprägter. Ein umfassender Blick auf Abbildung 6 und Abbildung 7 zeigt, dass die Trockenheit im Frühjahr und vor allem während der Sommersaison zugenommen hat, in der die Neigung zu extremen Regenereignissen (mit hoher Intensität und hoher Wiederkehrperiode) besonders hoch ist.

razvidno, da se trend višine padavin v času na splošno povečuje v vsakem izmed letnih časov. To je še posebej vidno pri prehodnih letnih časih: pomladi in jeseni. Hkrati je zanimivo opaziti, da število deževnih dni kaže različne trende (Slika 7). Jeseni in pozimi se število deževnih dni sčasoma povečuje, medtem ko je pri pomladi in poletju zaznati nasprotno. Tudi v tem primeru so trendi izrazitejši v prehodnih letnih časih. Celosten pogled na Sliko 6 in Sliko 7 kaže, da se je suša povečala spomladi in zlasti v poletni sezoni, v kateri je nagnjenost za pojav ekstremnih deževnih dogodkov (z visoko intenziteto in visoko povratno dobo) še posebej velika.

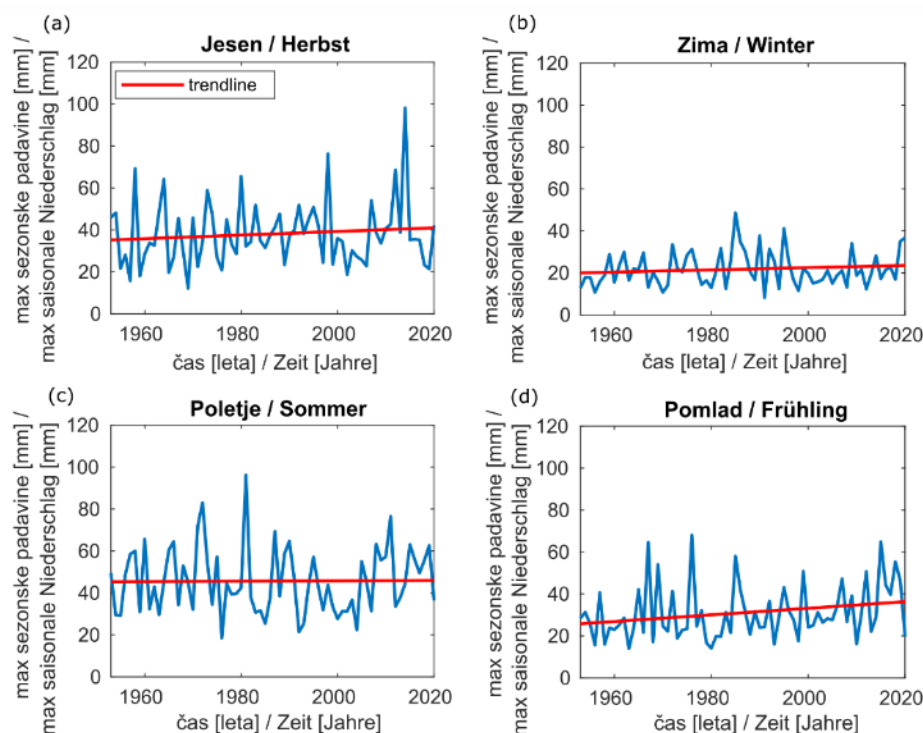


Bild 6: Jährliche Veränderung der maximalen saisonalen Niederschlagshöhen: (a) Herbst, (b) Winter, (c) Sommer und (d) im Frühling. Trends werden mit roten Linien angezeigt.

Slika 6: Letna variacija maksimalnih sezonskih višin padavin: (a) jeseni, (b) pozimi, (c) poleti in (d) spomladi. Trendi so prikazani z rdečimi črtami.

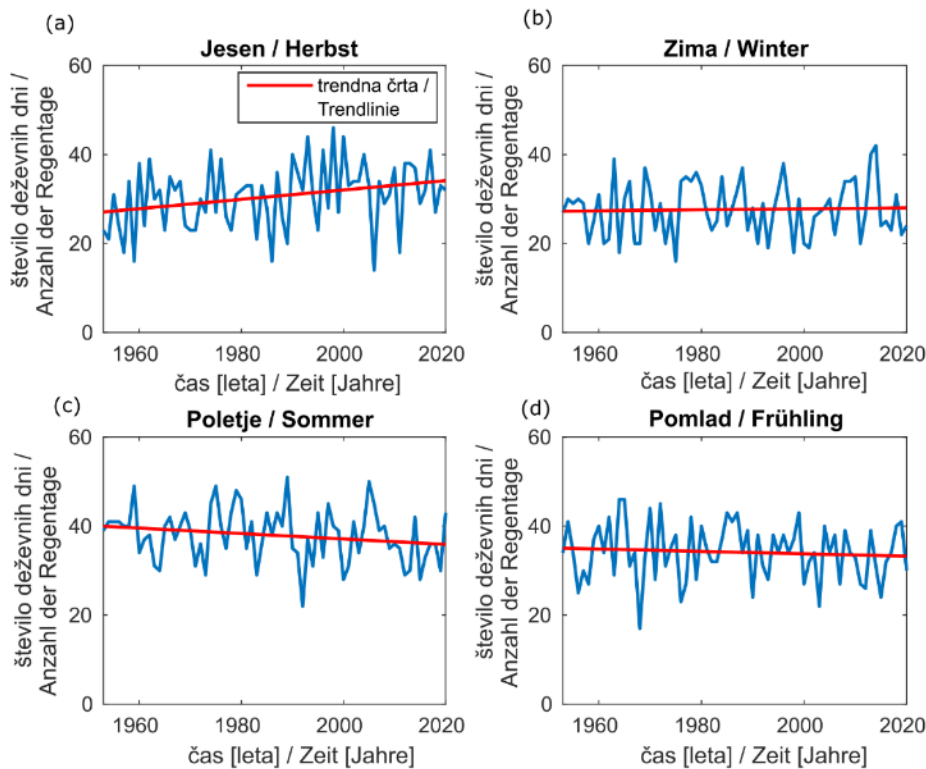


Bild 7: Jährliche Veränderung der maximalen saisonalen Niederschlagshöhen: (a) Herbst, (b) Winter, (c) Sommer und (d) im Frühling. Trends werden mit roten Linien angezeigt.

Slika 7: Letna variacija maksimalnih sezonskih višin padavin: (a) jeseni, (b) pozimi, (c) poleti in (d) spomladi. Trendi so prikazani z rdečimi črtami.

Um die meteorologische Trockenheit genauer zu untersuchen, muss der standardisierte Niederschlagsindex (SPI) berechnet werden, der in Abbildung 8 dargestellt ist. Der SPI ist ein allgemein verwendeter Index, der verschiedene Grade von Trockenheit (rot) und verschiedene Grade von Nässe (blau) darstellt. Der SPI ist ein nützlicher Index für den Klimawandel, kann aber keine Veränderungen der Evapotranspiration anzeigen, die eine wichtige Rolle bei hydrologischen Prozessen spielt. Der standardisierte Niederschlagsindex quantifiziert den beobachteten Niederschlag als standardisierte Abweichung von einer gewählten Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion, die die Rohdaten des Niederschlags modelliert. Rohdaten zur Niederschlagsmenge werden in der Regel an eine Gamma- oder Pearson-Typ-III-Verteilung angepasst und dann in eine Normalverteilung transformiert. Die SPI-Werte können als die Anzahl der Standardabweichungen interpretiert werden, um die die beobachtete Anomalie vom langfristigen Mittelwert

Da bi podrobneje preučili meteorološko sušo, je potrebno izračunati standardizirani indeks padavin (SPI), ki je prikazan na Sliki 8. SPI je splošno uporabljen indeks, ki predstavlja različne stopnje suše (rdeča barva) in različne stopnje mokrote (modra barva). SPI je uporaben indeks za podnebne spremembe, vendar pa ne more prikazati sprememb v evapotranspiraciji, ki ima pomembno vlogo v hidroloških procesih. Standardizirani padavinski indeks količinsko opredeljuje opazovane padavine kot standardiziran odmik od izbrane funkcije gostote verjetnosti, ki modelira neobdelane podatke o padavinah. Neobdelani podatki o padavinah se običajno prilagodijo porazdelitvi gama ali Pearsonovi porazdelitvi tipa III in se nato preoblikujejo v normalno porazdelitev. Vrednosti SPI je mogoče razlagati kot število standardnih odklonov, za katere opazovana anomalija odstopa od dolgoročnega povprečja. V tem primeru se koda implementira z uporabo porazdelitve gama, medtem ko se podatki o padavinah prilagodijo z metode momentov L. Stopnje suše so določene z uporabo razvrstitvene

abweicht. In diesem Fall wird der Code unter Verwendung einer Gamma-Verteilung implementiert, während die Niederschlagsdaten mit der Methode der Momente L angepasst werden. Der Schweregrad der Dürre wird anhand einer Rangfolge von Punkten auf der Grundlage der SPI-Schätzungen bestimmt, wie in Tabelle 2 dargestellt. Wie in Abbildung 8 zu sehen ist, reichen die Punkte von Werten $> 2,00$ bis $< -2,00$. Die Ergebnisse von >2 und <-2 zeigen unterschiedliche Nässe- und Trockenheitsgrade an. Extrem nasse Ereignisse werden als >2 definiert, während extrem trockene Ereignisse als <-2 definiert werden. Da es schwierig ist, einen bestimmten Trend in der Grafik zu erkennen, wird die Häufigkeit von Dürre- und Regenereignissen in Abbildung 9 dargestellt, wobei leicht zu erkennen ist, dass sowohl Dürre- als auch Regenereignisse im Laufe der Zeit zunehmen. Es ist zu beachten, dass in Abbildung 9 trockene Ereignisse mit einem SPI zwischen -2 (oder weniger) und $-1,49$ klassifiziert werden, während feuchte Ereignisse einen SPI zwischen 1 und 2 (oder mehr) umfassen.

ocene na podlagi ocen SPI, kot je prikazano v Preglednici 2. Kot je razvidno iz Slike 8: rezultati se gibljejo od ocen > 2.00 do < -2.00 , kar pomeni stopnje suše od ekstremno mokrega do ekstremne suše. Ker je na grafu težko zaznati kakršen koli poseben trend, je pogostost sušnih in mokrih dogodkov prikazana na Sliki 9, na kateri je lahko opaziti, da se tako sušni kot mokri dogodki v času povečujejo. Potrebno je upoštevati, da so na Sliki 9 suhi dogodki razvrščeni za SPI med -2 (ali manj) in $-1,49$, medtem ko mokri dogodki vključujejo SPI med 1 in 2 (ali več).

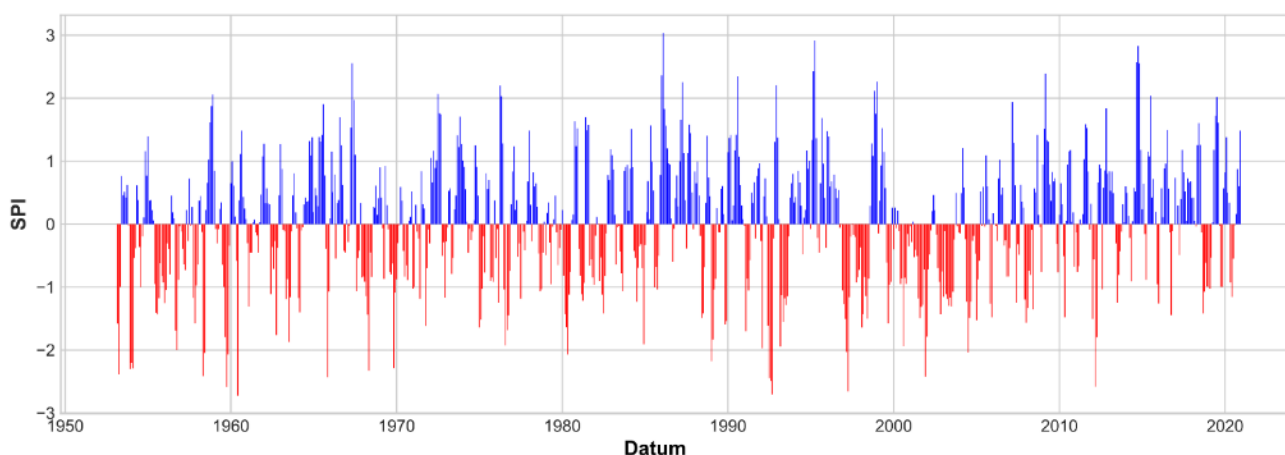


Bild 8: Časovni razvoj indeksa SPI od leta 1953 do leta 2020 na podlagi podatkov o maksimalnih mesečnih količinah padavin.

Slika 8: Časovni razvoj indeksa SPI od leta 1953 do leta 2020 na podlagi podatkov o maksimalnih mesečnih količinah padavin.

Tabelle 2: Zusammenfassende Tabelle der Dürrekategorien nach dem Standardisierten Niederschlagsindex (SPI).

Kategorie	SPI
Extrem nass	2.00 oder mehr
Sehr nass	1.50-1.99
Mäßig nass	1.00-1.49
Normal	-0.99-0.99
Mäßige Trockenheit	-1.00- -1.49

Schwere Dürre	-1.50- -1.99
Extreme Trockenheit	-2.00 oder weniger

Tabela 2 : Preglednica, ki povzema kategorije suše po standardiziranem indeksu padavin (SPI).

Kategorija	SPI
Ekstremno mokro	2.00 ali več
Zelo mokro	1.50-1.99
Zmerno mokro	1.00-1.49
Normalno	-0.99-0.99
Zmerna suša	-1.00- -1.49
Huda suša	-1.50- -1.99
Ekstremna suša	-2.00 ali manj

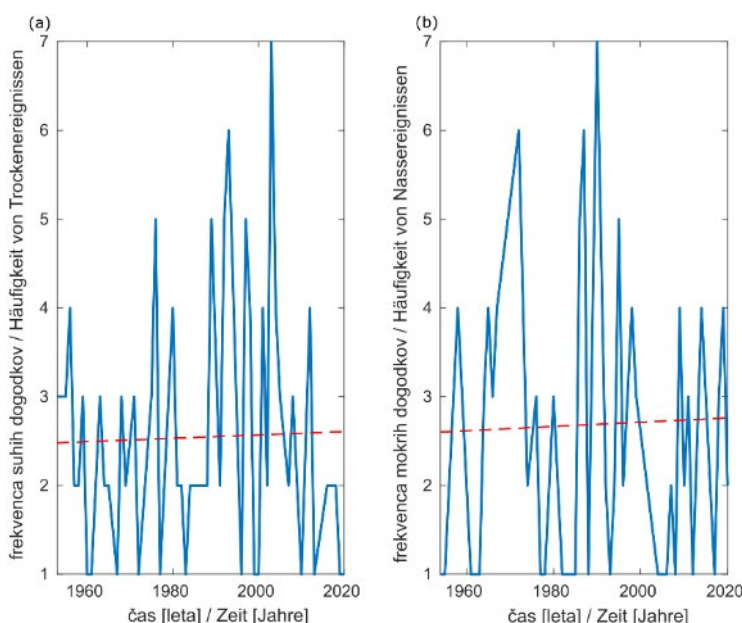


Bild 9: Zeitliche Variation der Häufigkeit von (a) trockenen und (b) feuchten Ereignissen.

Slika 9: Časovno spreminjanje pogostosti (a) suhih in (b) mokrih dogodkov.

2.3 Vorhersage mittlerer jährlicher Niederschlagszeitreihen

Eine Zeitreihe, die die Veränderung des durchschnittlichen Jahresniederschlags zwischen 1953 und 2020 darstellt, ist in Abbildung 10 zu sehen. Obwohl das Ergebnis des Augmented-Dikey-Fuller-Tests (ADF) darauf hinweist, dass die Reihe einen stationären Mittelwert hat (p -Wert < 0), ist das Vorhandensein einer Einheitswurzel im Signal keine hinreichende Bedingung für Stationarität. Daher ist auch in diesem Fall die

Napovedovanje časovnih vrst povprečnih letnih padavin

Časovna vrsta, ki predstavlja spreminjanje povprečne letne količine padavin med letoma 1953 in 2020, je prikazana na Sliki 10. Podobno kot pri prejšnjem signalu je trend težko zaznati. Čeprav rezultat razširjenega Dikey Fullerjevega testa (ang. Augmented Dikey Fuller test ali ADF) kaže, da ima vrsta stacionarno srednjo vrednost (p -vrednost < 0), prisotnost enotskega korena v signalu ni zadosten pogoj za stacionarnost. Zato je tudi v tem primeru spreminjajoča varianca statistika, ki je

Varianz-Kovarianz-Statistik der entscheidende Faktor für den insgesamt steigenden Trend der Zeitreihe.

Um eine geeignete Vorhersagemethode für die Niederschlagshöhen zu wählen, müssen die Zeitreihen genauer analysiert werden.

Ausgehend vom Ergebnis des Run-Tests und der in Abbildung 11 dargestellten Autokorrelationskurve scheint die Zeitreihe völlig unkorreliert zu sein. Die Signalverzögerungen liegen tatsächlich innerhalb des Konfidenzintervalls und die Korrelationen zwischen den Verzögerungen sind sehr gering. Außerdem lässt sich in der Autokorrelation keine Saisonalität erkennen, da die Zeitreihe jährliche Daten darstellt. Diese Ergebnisse zeigen, dass die Reihe einem Prozess mit weißem Rauschen ähnelt und dass kein Prognosemodell eine bessere Prognose als der langfristige Durchschnitt erstellen kann. Für den Prozess des weißen Rauschens wird erwartet, dass 95 % der Ausschläge in der Autokorrelationsfunktion (ACF) innerhalb von $\pm 2\sqrt{T}$ liegen, wobei T die Länge der Zeitreihe ist. Diese Bedingung wird in dieser Analyse überprüft.

določiteni faktor za splošno naraščanje trenda časovne vrste.

Da bi lahko izbrali ustrezno metodo napovedovanja za višine padavin, je časovno vrsto naprej treba podrobneje analizirati.

Na podlagi rezultata testa sekvenc (ang. Run test) in diagrama avtokorelacije, prikazanega na Sliki 11, je časovna vrsta videti popolnoma brez korelacije. Odlogi signala so dejansko znotraj območja zaupanja, korelacije med odlogi pa so zelo nizke. Poleg tega v avtokorelaciji ni mogoče zaznati nobene sezonskosti, saj časovna vrsta predstavlja letne podatke. Ti rezultati kažejo, da je vrsta podobna procesu belega šuma in da noben napovedni model ne more narediti boljše napovedi od dolgoročnega povprečja. Za proces belega šuma se pričakuje, da 95 % konic v avtokorelacijski funkciji (ACF) leži znotraj $\pm 2\sqrt{T}$, kjer je T dolžina časovne vrste. Ta pogoj je v tej analizi preverjen.

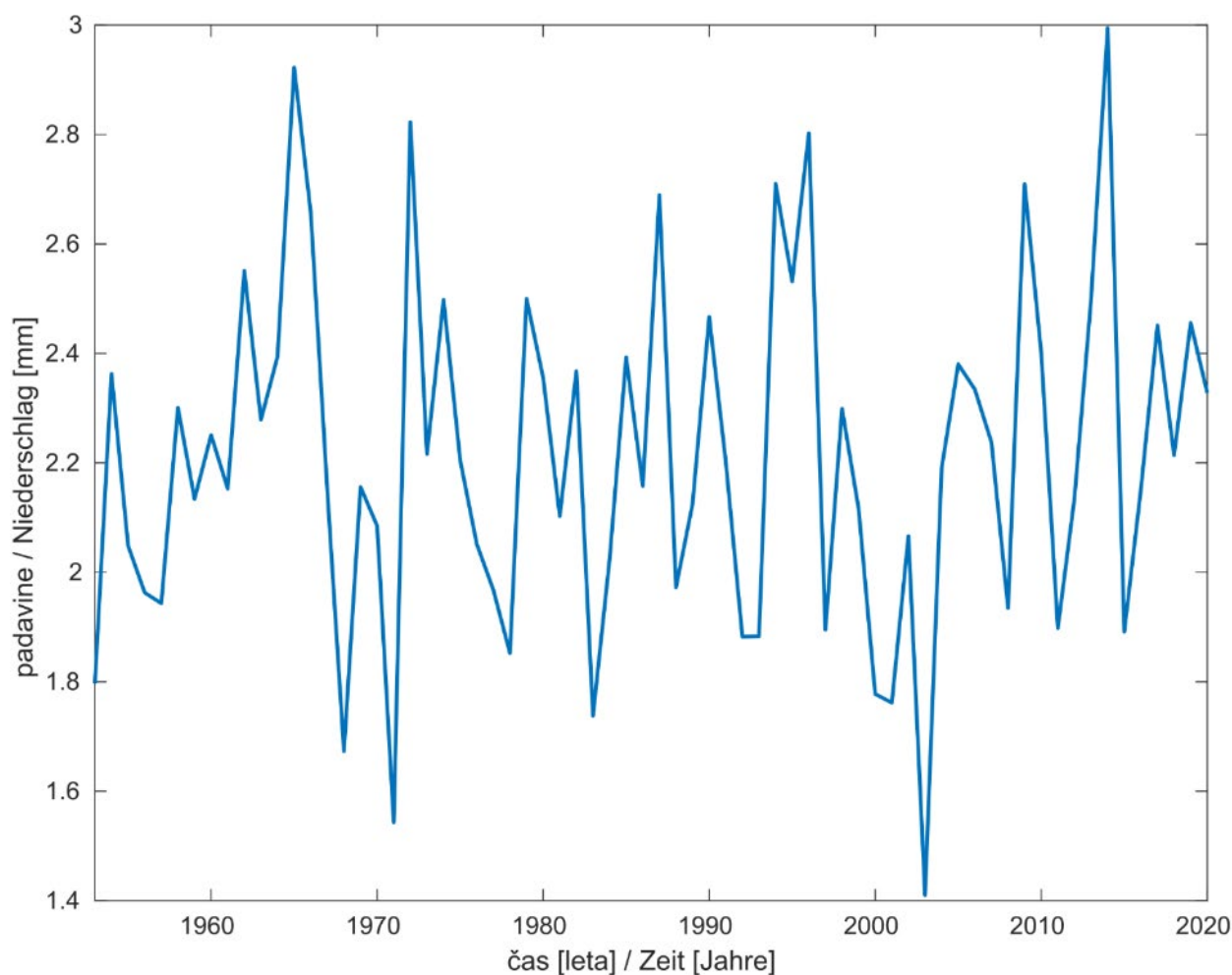


Bild 10: Zeitreihe der durchschnittlichen jährlichen Niederschlagsmenge, die an der meteorologischen Station Murska Sobota zwischen 1953 und 2020 aufgezeichnet wurde.

Slika 10: Časovna vrsta prikazuje povprečne letne višine padavin, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti med letoma 1953 in 2020.

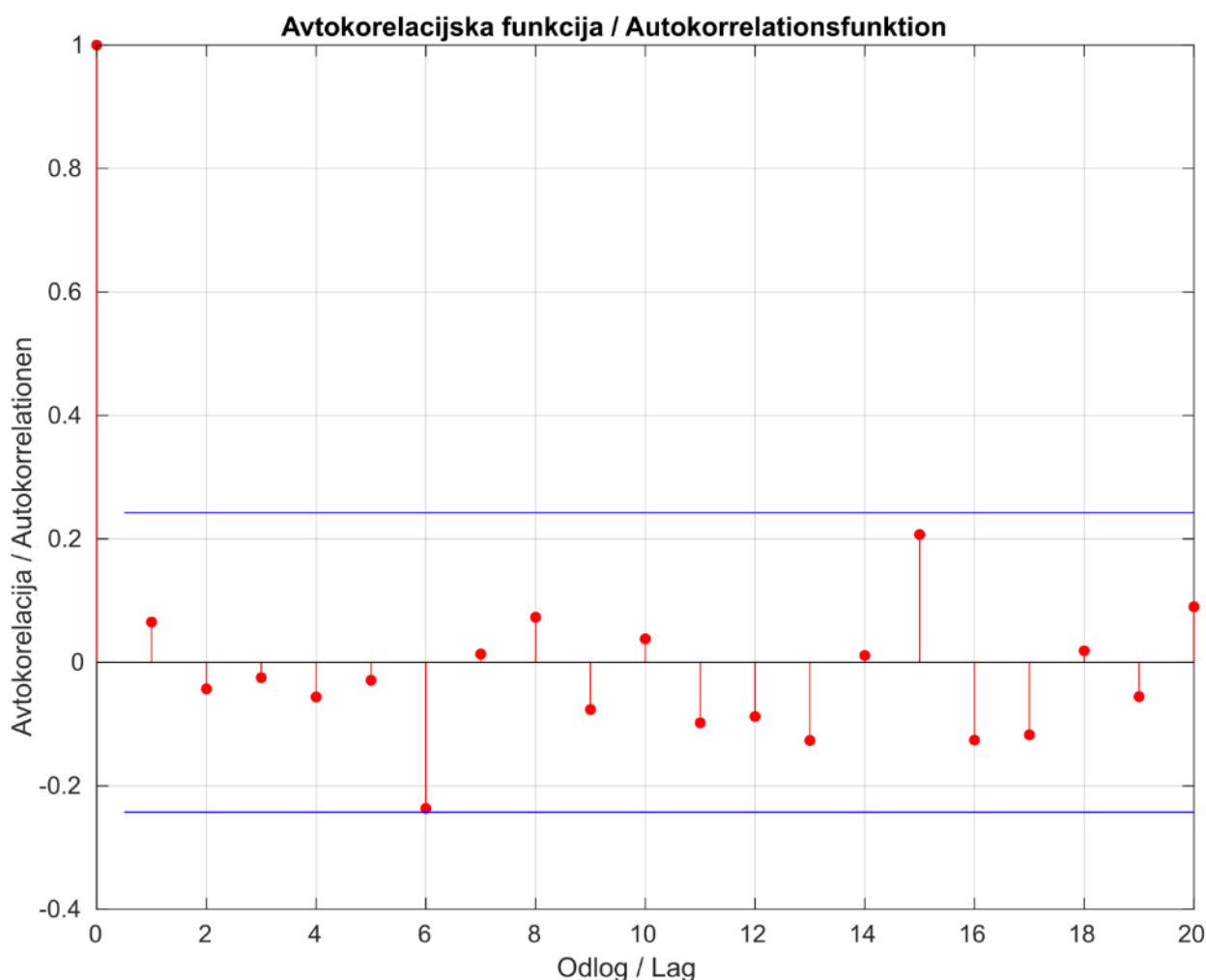


Bild 11: Autokorrelationsfunktion der mittleren jährlichen Niederschlagszeitreihe.

Slika 11: Avtokorelacijska funkcija časovne vrste srednjih letnih padavin.

Die ARIMA-Vorhersagegleichung für eine konstante Zeitreihe ist eine lineare (d. h. Regressions-)Gleichung, bei der die Prädiktoren aus Abweichungen von der abhängigen Variable und/oder Abweichungen von den Vorhersagefehlern bestehen.

Da die Zeitreihe einen konstanten mittleren Trend aufweist, sollte in diesem Fall eine Differenzierungsordnung ausreichen, um die Datenreihe zu stabilisieren, d. h. mit konstantem Mittelwert, Varianz und Kovarianz. Da dies der Fall ist, kann die Anzahl der nicht saisonalen Differenzen auf 1 gesetzt werden ($d=1$). Dies wird durch die Tatsache bestätigt, dass die Autokorrelationsverzögerung von 1 negativ ist und alle Autokorrelationen klein sind und außerhalb der Stichprobe liegen. Die Werte der übrigen Parameter p und q werden mit Hilfe der partiellen

Enačba napovedi ARIMA za stacionarno časovno vrsto je linearna (tj. regresijska) enačba, v kateri so napovedniki sestavljeni iz odlogov odvisne spremenljivke in/ali odlogov napak napovedi.

V tem primeru, glede na to, da ima časovna vrsta konstanten povprečni trend, bi moral zadostovati en red diferenciranja, da bi podatkovna vrsta postala stacionarna, torej s konstantno srednjo vrednostjo, varianco in kovarianco. Ker je temu tako, se lahko število nesezonskih razlik nastavi na 1 ($d=1$). To potrjuje dejstvo, da je odlog 1 avtokorelacije negativen, vse avtokorelacije pa so majhne in brez vzorca. Vrednosti preostalih parametrov, p in q , se ocenita z delno avtokorelacijsko funkcijo in avtokorelacijsko funkcijo (Slika 12).

ACF kaže nenadno spremembo po odlogu 1. Zato je vrednost q nastavljena na 1. Na drugi strani pa se

Autokorrelationsfunktion und der Autokorrelationsfunktion geschätzt (Abbildung 12).

Die ACF zeigt eine abrupte Änderung nach Lag 1. Daher wird q auf 1 gesetzt. Andererseits bricht die partielle Autokorrelationsfunktion (PACF) nach Lag 2 ein. Es ist jedoch unsicher, ob auch das zweite Lag berücksichtigt werden sollte, da seine Korrelation relevant sein könnte. Um zu entscheiden, ob es sinnvoller ist, ein ARIMA (1,1,1) oder ein ARIMA (2,1,1) durchzuführen, wurde zusätzlich Python-Code generiert, um das Akaike Information Criterion (AIC) und das Bayesian Information Criterion (BIC) zu berechnen. Das Modell mit dem niedrigeren AIC und BIC wird im Allgemeinen als "besser" angesehen. Das ARIMA (1,1,1)-Modell ist dasjenige mit dem niedrigsten AIC und BIC, was bedeutet, dass alle Autokorrelationen höherer Ordnung effektiv durch die Autokorrelation von Lag 1 im PACF erklärt werden. Da die Reihe einen Mittelwerttrend ungleich Null hat, wird außerdem ein konstanter Term (c) in das Modell aufgenommen, was zu dem ARIMA (p,d,q)c-Modell führt. Die Konstante wird in Python automatisch berechnet und optimiert.

Die Prognosewerte werden bis zum Jahr 2050 berechnet. Die Prognosen zeigen einen linearen Trend, der den prognostizierten Mittelwert der Niederschlagszeitreihen darstellt (Abbildung 13). Die Prognoseintervalle werden veranschaulicht, um einen Bereich anzugeben, in dem die Prognose wahrscheinlich ein bestimmtes Vertrauensniveau hat, wodurch die Unsicherheit der Prognose widerspiegelt wird. Obwohl ARIMA als eine der beliebtesten und am weitesten verbreiteten statistischen Methoden für Zeitreihenprognosen gilt, hat dieses Modell einige Einschränkungen. Beispielsweise kann ARIMA bei der Vorhersage von Extremwerten eingeschränkt sein, und es ist schwierig, Ausreißer zu erkennen, die außerhalb des allgemeinen Trends liegen. ARIMA ist auch empfindlich für kurze Zeitreihen, aber das ist ein allgemeines Problem, das die meisten Prognosemethoden betrifft. Zu lange Zeitreihen erhöhen tendenziell die Unsicherheit der Modellvorhersage. Darüber hinaus eignen sich klassische ARIMA-Modelle in der Regel für kurzfristige Prognosen, nicht aber für mittel- oder langfristige

parcialna avtokorelacijska funkcija (PACF) prekine po odlogu 2. Vendar pa je negotovo, ali je treba upoštevati tudi drugi odlog, saj je njegova korelacija lahko relevantna. Da bi se odločili, ali je primerneje izvesti ARIMA (1,1,1) ali ARIMA (2,1,1), je bila narejena dodatna koda v pythonu, kjer sta bila izračunana Akaikejev informacijski kriterij (ang. Akaike Information Criterion – AIC) in Bayesov informacijski kriterij (Bayesian Information Criterion – BIC). Model z nižjim AIC in BIC na splošno velja za "boljšega". ARIMA (1,1,1) se je izkazal za tistega z najnižjima AIC in BIC, kar pomeni, da so vse avtokorelacije višjega reda učinkovito pojasnjene z avtokorelacijo odloga 1 v PACF. Poleg tega, ker ima vrsta neničelni povprečni trend, je v model vključen tudi konstantni člen (c), kar vodi v model ARIMA (p,d,q)c. Konstanta se samodejno izračuna in optimizira v pythonu.

Napovedane vrednosti so izračunane do leta 2050. Napovedi kažejo linearni trend, ki predstavlja napovedano srednjo vrednost časovne vrste padavin (Slika 13). Intervali napovedi so ponazorjeni z namenom, da se zagotovi razpon, v katerem bo napoved verjetno imela določeno stopnjo zaupanja, s čimer je izražena negotovost napovedi. Čeprav velja ARIMA za eno najbolj priljubljenih in pogosto uporabljenih statističnih metod za napovedovanje časovnih vrst, ima ta model nekaj omejitev. Na primer, ARIMA je lahko omejena pri napovedovanju ekstremnih vrednosti, in težko je zaznati odstopanja, ki so zunaj splošnega trenda. ARIMA je občutljiva tudi pri kratkih časovnih vrstah, vendar je to splošni problem, ki zadeva večino metod napovedovanja. Premalo dolge časovne vrste običajno pomenijo povečanje negotovosti pri napovedi modela. Poleg tega so klasični modeli ARIMA običajno primerni za kratkoročne napovedi, ne pa za srednje- ali dolgoročne napovedi zaradi konvergence avtoregresivnega dela modela proti srednji vrednosti časovne vrste. Zaradi tega velja, da je natančnost napovedanih vrednosti s povečevanjem števila let manj zanesljiva. Poleg tega, če glede na naravo časovne vrste ARIMA ne najde dovolj vzorcev, ki bi se prilegali, napovedni vzorec rezultira v ravno črto. Da bi lahko zajeli nihanje signala, bi bilo verjetno treba analizirati serijo padavin na mesečni ravni.

Prognosen, da der autoregressive Teil des Modells gegen den Mittelwert der Zeitreihe konvergiert. Aus diesem Grund wird die Genauigkeit der vorhergesagten Werte als weniger zuverlässig angesehen, wenn die Anzahl der Jahre zunimmt. Wenn ARIMA nicht genügend Stichproben für eine Anpassung findet, ergibt das Prognosemuster eine gerade Linie, da es sich um eine Zeitreihe handelt. Um die Schwankungen des Signals zu erfassen, wäre es wahrscheinlich notwendig, die Niederschlagsreihen auf monatlicher Basis zu analysieren.

Zur Bewertung der Leistung des Modells werden der mittlere absolute Fehler (MAE), der mittlere quadratische Fehler (RMSE) und der mittlere absolute prozentuale Fehler (MAPE) berechnet und wie folgt angegeben: MAE = 24, RMSE = 27 mm und MAPE = 9 %. Der RMSE-Wert von 27 wird direkt in Maßeinheiten interpretiert und ist ausreichend niedrig, um mit Zuversicht sagen zu können, dass das Modell in der Lage ist, in Zukunft genaue Vorhersagen zu treffen. Insgesamt zeigen die metrischen Statistiken, dass die Prognose zufriedenstellend ist. Um die Gültigkeit der Modellanpassung zu überprüfen, empfiehlt sich auch ein "Residualplot" (Abbildung 14). Die Modellresiduen haben eine Quasi-Normalverteilung, und der Q-Q-Plot zeigt, dass die theoretischen und die Stichprobenquantile recht ähnlich sind. Es ist leicht zu erkennen, dass die Kernel-Dichte-Schätzung (KDE) fast identisch mit der Gaußschen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion ($N(0,1)$) ist. Auch das Korrelationsdiagramm unten rechts zeigt, dass es keine Autokorrelation in den Residuen gibt und sie daher effektiv weißes Rauschen sind (d. h. die Residuen sind unkorreliert und haben einen Mittelwert von Null).

Za oceno uspešnosti modela so izračunane srednja absolutna napaka (ang. mean absolute error – MAE), koren povprečne kvadratne napake (ang. root mean squared error – RMSE) in absolutna odstotna srednja napaka (ang. mean absolute percentage error – MAPE), in so odčitane sledeče: MAE = 24, RMSE = 27 mm in MAPE = 9 %. Vrednost RMSE 27 se interpretira neposredno v smislu merskih enot in je dovolj nizka, da je mogoče z gotovostjo trditi, da je model sposoben natančno napovedovati v prihodnosti. Na splošno metrična statistika prikazuje, da napoved kaže zadovoljivo uspešnost. Dobra praksa je tudi pogledati »graf ostankov« (ang. residual plot), s čimer se preveri veljavnost prileganja modela (Slika 14). Ostanki modela imajo kvazi-normalno porazdelitev in graf Q-Q kaže, da sta si teoretični in vzorčni kvantil precej podobna. Videti je lahko, da se ocenjevanje gostote jeder (ang. Kernel density estimation – KDE) skoraj sklada z Gaussovo funkcijo gostote verjetnosti ($N(0,1)$). Tudi korelogram na spodnji desni nakazuje, da v ostankih ni avtokorelacije, in so torej dejansko beli šum (tj. ostanki so nekorelirani in imajo ničelno srednjo vrednost).

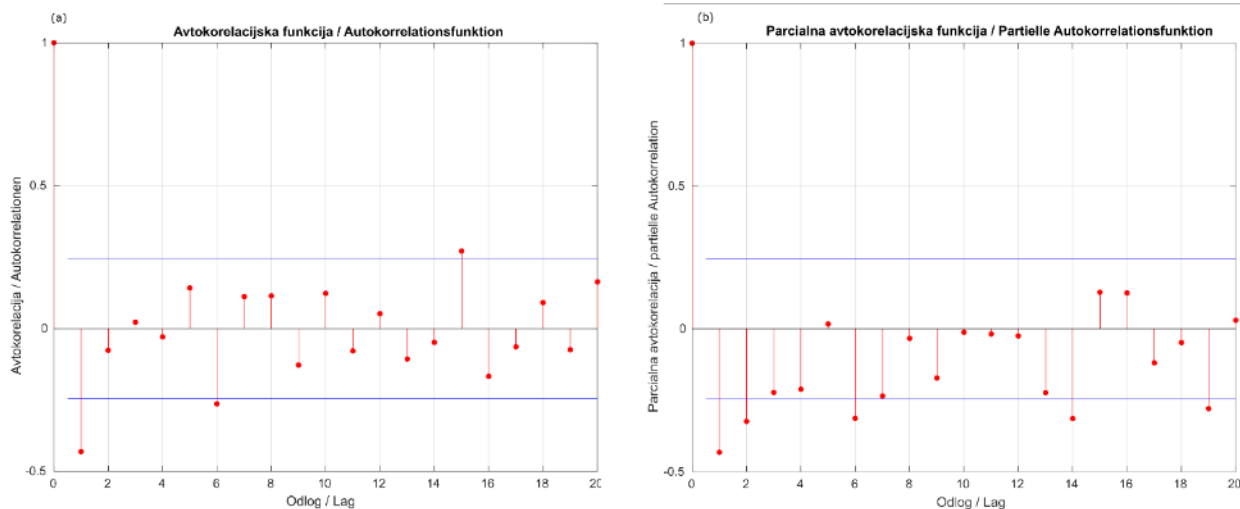


Bild 12: (a) Autokorrelation und (b) partielle Autokorrelationsfunktion des differenzierten Niederschlagsignals.

Slika 12: (a) Avtokorelacijska in (b) delna avtokorelacijska funkcija diferenciranega signala padavin.

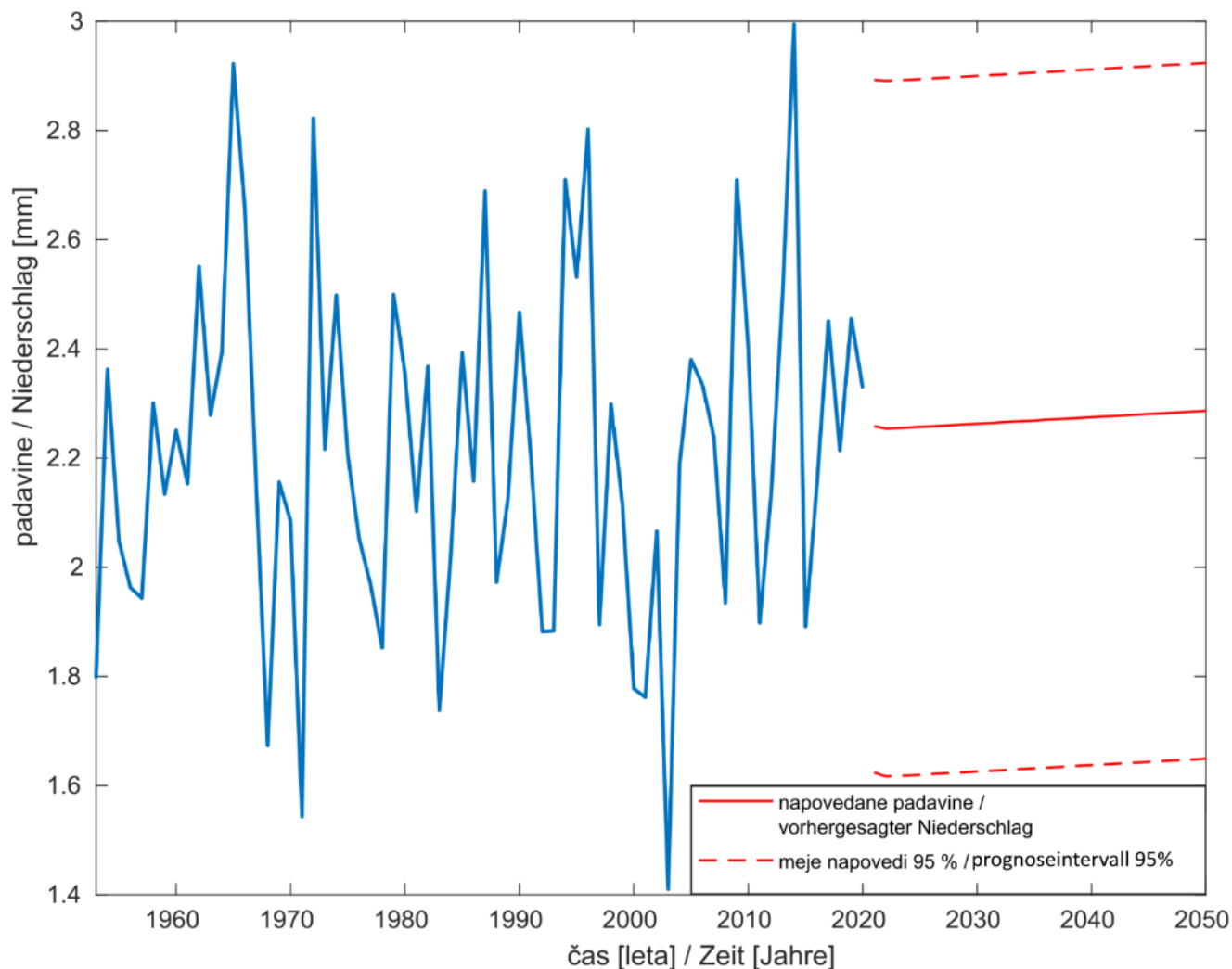


Bild 13: Mit ARIMA(1,1,1)c vorhergesagte Niederschläge (rote Linie). Die Grenzen der Vorhersage sind durch gestrichelte rote Linien gekennzeichnet.

Slika 13: Predvidena višina padavin (rdeča črta), pridobljena z ARIMA(1,1,1)c. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.

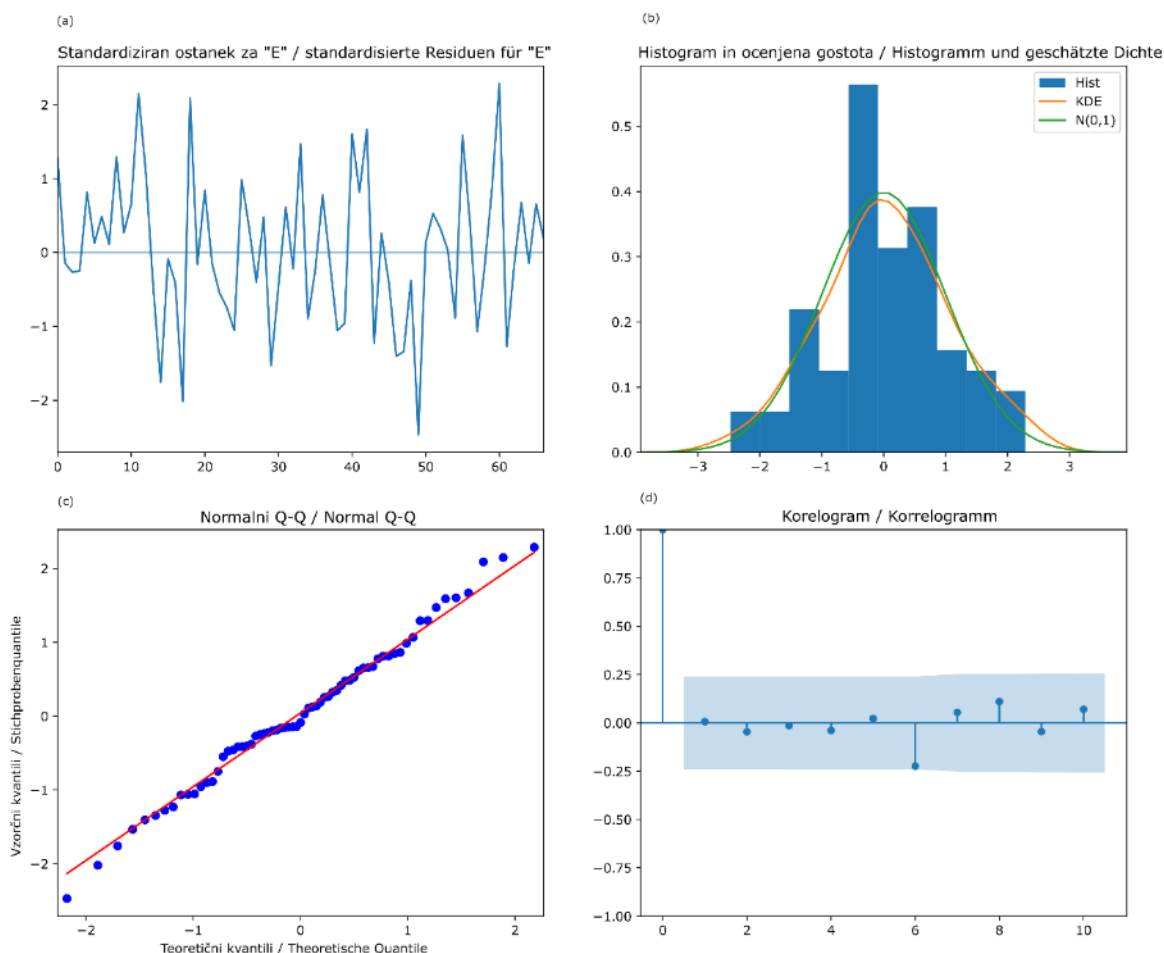


Bild 14: Abbildung mit Rückstandsdiagrammen: (a) Rückstand gegenüber Datenreihenfolge, (b) Histogramm der Rückstände, (c) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (d) Autokorrelogramm der Rückstände.

Slika 14: (a) Slika s prikazom grafov ostankov. (a) ostanek glede na vrstni red podatkov, (b) histogram ostankov, (c) Q-Q graf ostankov (d) avtokorelogram ostankov.

3 Wasserstandsdaten

Die Zeitreihen, die die Wasserstandsschwankungen des Flusses Kutschenitza darstellen, stammen ebenfalls aus der ARSO-Datenbank. Die Zeitreihe umfasst den Zeitraum von 1961 bis 2020 und wurde an der Pegelstation Cankova aufgezeichnet. In dieser Datenreihe werden die jährlichen Höchstwasserstände auf der Grundlage der monatlichen Höchstwasserstände gewichtet. Da die rohen Zeitreihen unvollständig sind (z. B. 1984 und 2002 bis 2004),

Podatki o vodostajih

Časovna vrsta, ki predstavlja spreminjanje vodostaja reke Kučnice, je prav tako pridobljena iz podatkovne baze ARSO. Časovna vrsta zajema obdobje od leta 1961 do leta 2020 in je bila zabeležena na vodomerni postaji Cankova. V tej podatkovni seriji so maksimalne letne vrednosti vodostajev iz vrednotene na podlagi maksimalnih zabeleženih mesečnih vodostajev. Neobdelana časovna vrsta je nepopolna (tj. v letu 1984 in od leta 2002 do 2004). Zato so manjkajoče vrednosti

werden die fehlenden Werte in Python interpoliert, um ein kontinuierliches Signal zu erhalten. Die Zeitreihe ist in Abbildung 15 dargestellt. Auch hier zeigt der erweiterte Dikey-Fuller-Test, dass die Reihe keine Einheitswurzel hat (p -Wert < 0). Das Fehlen einer Wurzel allein impliziert jedoch nicht automatisch die Annahme der Stabilität. Aufgrund der Varianz in den Daten ist es daher möglich, den steigenden Trend des Signals zu erklären. Das Autokorrelogramm (Abbildung 16) zeigt, dass einige der Verzögerungen positiv korreliert sind und dass die Korrelation nach der neunten Verzögerung dauerhaft verloren geht. Im Gegensatz zu den Niederschlagsdaten überwiegt die deterministische Komponente des Signals gegenüber dem stochastischen Teil. Außerdem lässt die Zerlegung des Signals keine Saisonalität oder Konjunkturabhängigkeit der Zeitreihe erkennen.

interpolirane v programu python, da bi dobili neprekinjen signal. Časovna vrsta je prikazana na Sliki 15. Tudi v tem primeru razširjeni Dikey Fullerjev test kaže, da seriji manjka enotski koren (p -vrednost < 0). Kljub temu pa samo zaradi odsotnosti korena ni samodejna predpostavka o stacionarnosti. Zato je, zaradi variacije variance v podatkih, mogoče pojasniti naraščajoči trend signala. Iz avtokorelograma (Slika 16) je razvidno, da so nekateri odlogi pozitivno korelirani in da se korelacija po devetem odlogu trajno izgubi. V nasprotju s podatki o padavinah prevladuje deterministična komponenta signala nad stohastičnim delom. Poleg tega dekompozicija signala ne razkrije nobene sezonskosti ali cikličnosti v časovni vrsti.

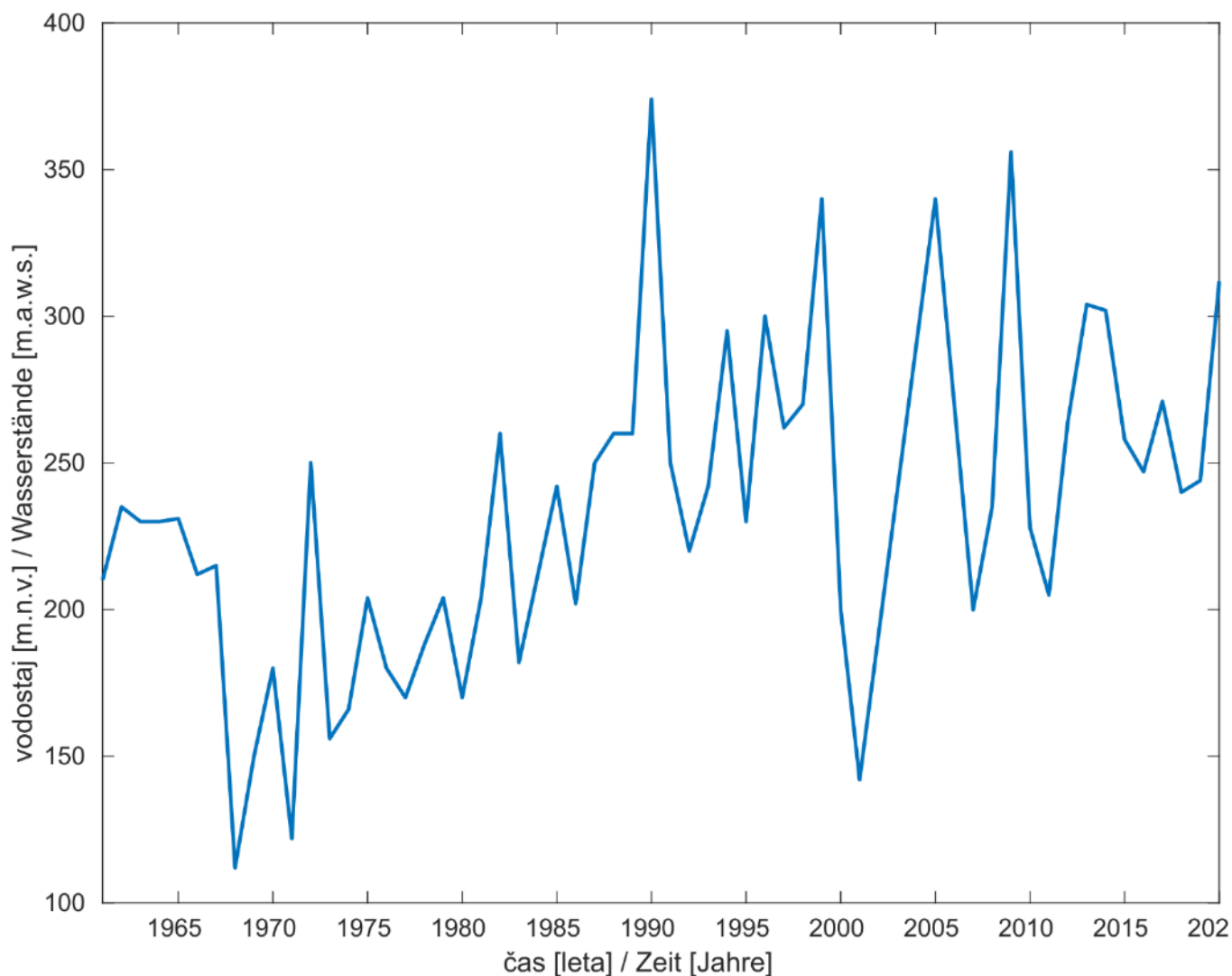


Bild 15: Zeitreihe der maximalen monatlichen Wasserstände an der Wasserstandsmessstation Cankova von 1961 bis 2020.

Slika 15: Časovna vrsta, ki prikazuje maksimalne mesečne vodostaje, zabeležene na vodomerni postaji Cankova od leta 1961 do leta 2020.

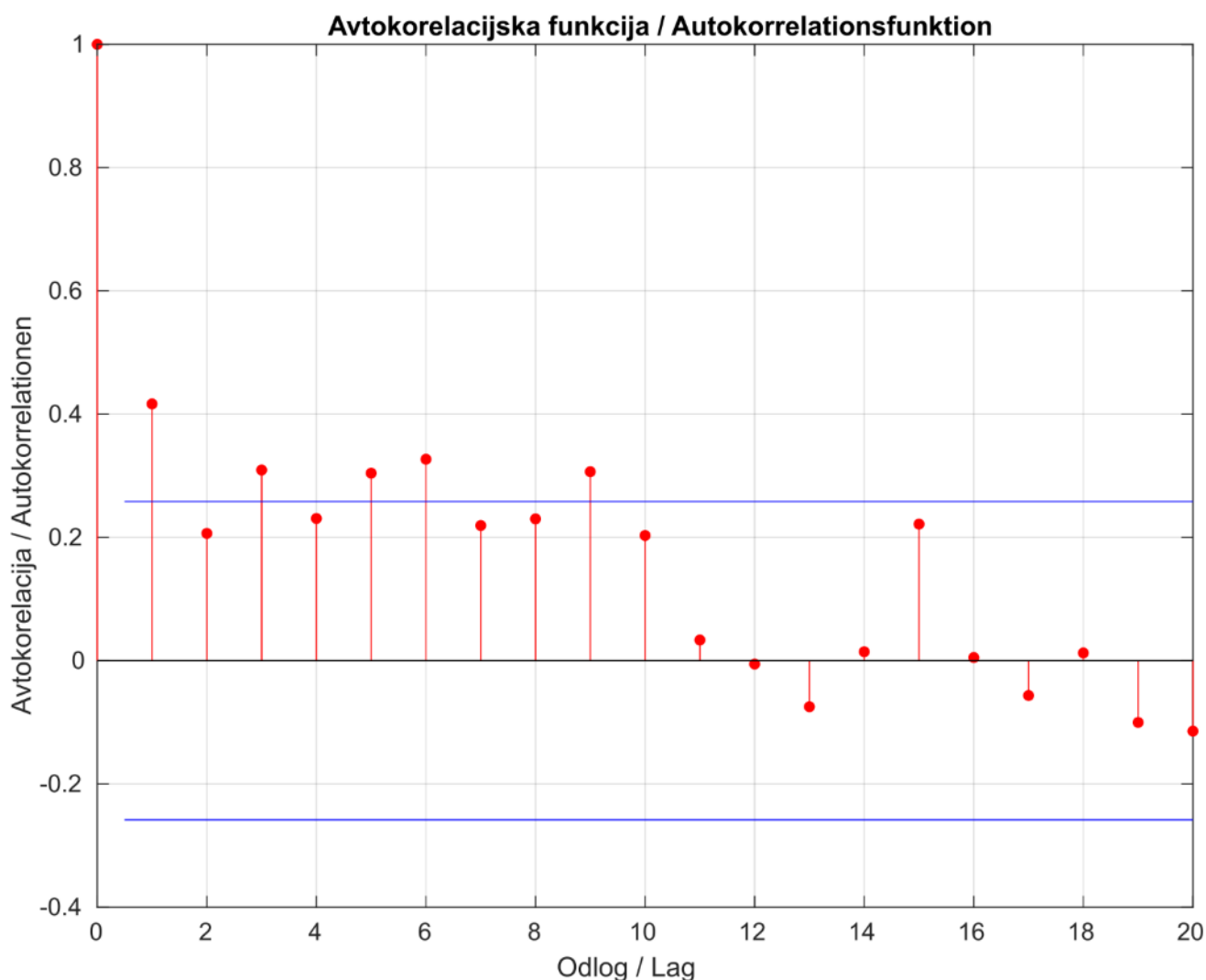


Bild 16: Autokorrelogramm einer Zeitreihe von Wasserständen.

Slika 16: Avtokorelogram časovne vrste vodostajev.

3.1 Frequenzanalyse und Hochrechnung von Wasserstandsdaten

Um die Prognose der zukünftigen Wiederkehraten abzuschätzen, wurden die Wasserstände für die zugeordneten Zeiträume nach dem gleichen Verfahren wie die Niederschlagsdaten berechnet.

In einem ersten Schritt werden die Werte der Wiederkehrperiode mit einem Zeitintervall berechnet, das 75 % der Länge der ursprünglichen Zeitreihe entspricht. Die verbleibenden Wiederkehrperiodenwerte werden durch kumulative Addition von etwa 5 Jahren ($\cong 5\%$ der ursprünglichen Zeitreihenlänge) berechnet. Daher wird bei jeder

Frekvenčna analiza in projekcija podatkov o vodostajih

Da bi ocenili projekcijo stopenj ponavljanja v prihodnosti, so bili vodostaji za dodeljena obdobja izračunani po enakem postopku kot podatki o padavinah.

V prvem koraku so vrednosti za povratne dobe izračunane z uporabo časovnega intervala, ki ustreza 75 % dolžine prvotne časovne vrste. Preostale vrednosti za povratne dobe so izračunane s kumulativnim dodajanjem približno 5 let ($\cong 5\%$ dolžine prvotne časovne vrste). Zato se frekvenčna analiza izvede pri vsaki iteraciji. Ta postopek je povzet v Preglednici 3:

Iteration eine Häufigkeitsanalyse durchgeführt. Dieses Verfahren ist in Tabelle 3 zusammengefasst:

Auch hier ist die generelle Verteilung der Extremwerte die am besten geeignete Funktion, um die Daten in jeder Schleife anzupassen. Für die in Abbildung 17 dargestellten Daten beispielsweise sind der Formparameter (k), der Mittelwert (μ) und die Varianz (σ) der GEV-Verteilung gleich -0,21, 52,10 bzw. 212,74. Die in Abbildung 17 dargestellte kumulative Funktion bestätigt, dass die GEV-Verteilung im Allgemeinen gut zu den Daten passt.

Wie bei den Niederschlagsdaten führen Wasserstände, die für 100- und 500-jährige Wiederkehrperioden ermittelt wurden, zu unsichereren Ergebnissen als solche, die für 10- und 30-jährige Wiederkehrperioden ermittelt wurden.

Die Anpassungsgüte der Regressionen (R^2) für 10, 30, 100 und 500 Jahre beträgt 0,83, 0,64, 0,34 bzw. 0,06.

Tabelle 3: Tabelle mit dem Verfahren zur Durchführung der Häufigkeitsanalyse zur Vorhersage der Wasserstandswerte für wiederkehrende Perioden.

Anzahl der Jahre	
40	Frequenzanalyse
45	Frequenzanalyse
50	Frequenzanalyse
55	Frequenzanalyse
61	Frequenzanalyse

Tabela 3 : Preglednica, ki prikazuje postopek, uporabljen za izvedbo frekvenčne analize za napovedovanje vrednosti vodostajev za povratne dobe.

število let	
40	Frekvenčna analiza
45	Frekvenčna analiza
50	Frekvenčna analiza
55	Frekvenčna analiza
61	Frekvenčna analiza

Ponovno je generalizirana porazdelitev ekstremnih vrednosti najustreznejša funkcija za prilaganje podatkov pri vsaki zanki. Na primer, za podatke, predstavljene na Sliki 17, so parameter oblike (k), srednja vrednost (μ) in varianca (σ) porazdelitve GEV enaki -0.21, 52.10 in 212.74. Kumulativna funkcija, predstavljena na Sliki 17, potrjuje, da se porazdelitev GEV na splošno dobro prilaga podatkom.

Tako kot pri podatkih o padavinah dajejo vodostaji, dobljeni za povratni dobi 100 in 500 let, bolj negotove rezultate kot tisti, dobljeni za 10 in 30 let.

Ustreznost za regresije (R^2) za 10, 30, 100 in 500 let je enaka 0.83, 0.64, 0,34 in 0.06.

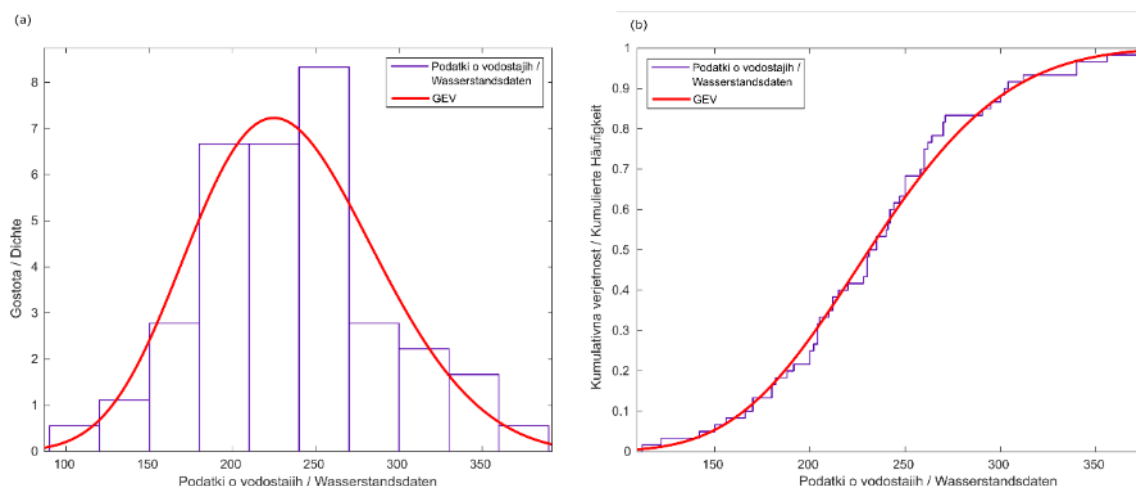


Bild 17: Histogramm des Best-Fit-Kurvenverteilungsmodells (GEV) (a) und empirische und theoretische kumulative Verteilungsfunktion der Wasserstandsdaten von 1953 bis 2020 (b).

Slika 17: Model porazdelitve krivulje, ki se najbolj prilega (GEV) na histogramu (a), ter empirična in teoretična kumulativna porazdelitvena funkcija podatkov o vodostajih od leta 1953 do 2020 (b).

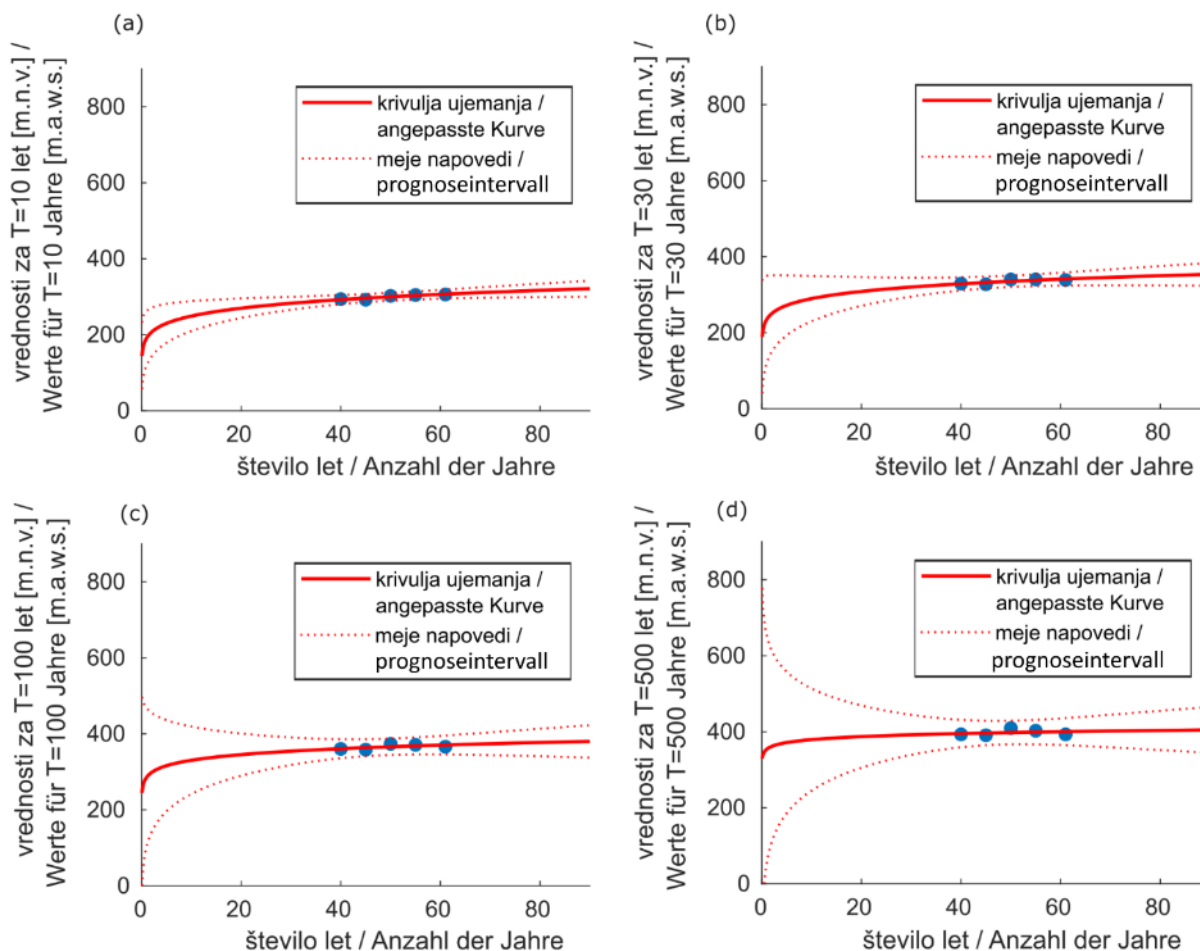


Bild 18: Nichtlineare Regressionsanalyse der Wasserstände für wiederkehrende Perioden von (a) 10 Jahren, (b) 30 Jahren, (c) 100 Jahren und (d) 500 Jahren. Die Anpassungslinie ist in rot dargestellt, und die Grenzen der Vorhersage sind durch die rote gestrichelte Linie gekennzeichnet.

Slika 18: Analiza nelinearne regresije vodostajev za povratne dobe (a) 10 let, (b) 30 let, (c) 100 let in (d) 500 let. Linija ujemanja je prikazana z rdečo barvo, meje napovedi pa so označene z rdečo črtkano črto.

3.2 Zeitreihenvorhersage des Wasserstands

In Anbetracht des Trends und der Korrelation des Signals lohnt es sich, die Anwendung einer anderen Vorhersagemethode zu prüfen: die exponentielle Kalibrierung. In diesem Fall könnte auch das ARIMA-Modell verwendet werden, aber auch hier wäre eine Differenzierung oder Transformation der Daten erforderlich, um die Zeitreihe hinsichtlich Mittelwert, Varianz und Kovarianz stabil zu machen. Die exponentielle Glättung ist eine leistungsstarke Prognosemethode, die als Alternative zur beliebten Box-Jenkins-ARIMA-Klasse der Zeitreihenprognoseverfahren verwendet werden kann. Es gibt drei Haupttypen von Methoden zur Prognose von Zeitreihen mit exponentieller Glättung. Eine einfache Methode, die keine systematische Struktur annimmt (einfache exponentielle Glättung), eine Erweiterung, die explizit Trends berücksichtigt (doppelte exponentielle Glättung), und ein fortschrittlicherer Ansatz, der Saisonalität hinzufügt (dreifache exponentielle Glättung). Da die Daten keine Saisonalität aufweisen, scheint die doppelte exponentielle Glättung die geeignetste Option zu sein, da sie den Trend des Signals erfassen kann. Die exponentielle Glättung eignet sich nicht für mittelfristige Prognosen, da sie davon ausgeht, dass künftige Muster und Trends den gegenwärtigen Mustern und Trends ähnlich sind. Im Allgemeinen sollte die exponentielle Glättung auf eine einstufige Prognose beschränkt werden. Aus diesem Grund ist die Vorhersage von Wasserstandswerten für einen solchen Vorhersagezeitraum (d.h. bis 2050) nicht gut möglich. Daher wurde der Vorhersagezeitraum nur auf 10 Jahre ab 2020 ausgedehnt, da die Vorhersageintervalle sonst negative Werte für einen Zeitraum von mehr als 15 Jahren ergeben würden. Im Gegensatz zum ARIMA-Modell gibt es für die exponentielle Glättungsfunktion keine Python-Residualdiagnose. Dennoch lohnt es sich, die wichtigsten Diagramme in Abbildung 20

Napovedovanje časovnih vrst vodostajev

Glede na trend in korelacijo signala, je vredno raziskati uporabo druge metode napovedovanja: eksponentno glajenje. V tem primeru se lahko uporabi tudi model ARIMA, vendar bi bila spet potrebna diferenciacija ali transformacija podatkov, da bi bila časovna vrsta stacionarna v srednji vrednosti, varianci in kovarianci. Eksponentno glajenje je močna metoda napovedovanja, ki se lahko uporablja kot alternativa priljubljenemu razredu metod za napovedovanje časovnih vrst družine Box-Jenkins ARIMA. Obstajajo trije glavni tipi metod napovedovanja časovnih vrst z eksponentnim glajenjem. Enostavna metoda, ki ne predpostavlja nobene sistematične strukture (enostavno eksponentno glajenje), razširitev, ki izrecno obravnava trende (dvojno eksponentno glajenje), in najnaprednejši pristop, ki doda še sezonskost (trojno eksponentno glajenje). Ker podatkom manjka sezonskost, je kot kaže dvojno eksponentno glajenje najustreznejša možnost, saj lahko zajame trend signala. Eksponentno glajenje ni primerno za srednjeročno napovedovanje, saj predpostavlja, da bodo prihodnji vzorci in trendi podobni trenutnim vzorcem in trendom. Na splošno je potrebno eksponentno glajenje omejiti na napoved prognoze v enem koraku. Zaradi tega se napovedovanje vrednosti vodostaja za takšno obdobje napovedi (tj. do leta 2050) ne obnese dobro. Zato je bilo obdobje napovedovanja podaljšano le do 10 let naprej od leta 2020, v nasprotnem primeru bi intervali napovedi dajale negativne vrednosti za časovni interval, daljši od 15 let. Za razliko od modela ARIMA, za funkcijo eksponentnega glajenja ni na voljo pythonove diagnostike ostankov. Kljub temu je še vedno vredno predstaviti najpomembnejše grafe, prikazane na Slika 20, in sicer graf Q-Q in avtokorelacijsko funkcijo ostankov. Graf Q-Q, ki nakazuje na univariantno normalnost nabora podatkov, kaže, da so podatki kvazi-normalno porazdeljeni. Avtokorelogram ostankov kaže spodbudne

darzustellen, nämlich das Q-Q-Diagramm und die Autokorrelationsfunktion der Residuen. Das Q-Q-Diagramm, das die univariate Normalität des Datensatzes angibt, zeigt, dass die Daten quasi-normal verteilt sind. Das Autokorrelogramm der Residuen zeigt ermutigende Ergebnisse, da das Signal im Allgemeinen unkorreliert ist, mit Ausnahme eines sehr kleinen Korrelationsmusters, das bei Lag 2 auftritt. Die metrischen Statistiken lauten wie folgt: MAE = 44, RMSE = 55 mm und MAPE = 20%. Insgesamt zeigen die metrischen Statistiken, dass die Vorhersage zufriedenstellende Ergebnisse liefert, die wahrscheinlich durch die Verwendung anderer Vorhersagemethoden verbessert werden könnten.

rezultate, saj je signal na splošno nekoreliran, razen zelo majhnega vzorca korelacije, ki se pojavi pri odlogu 2.

Metrična statistika je naslednja: MAE = 44, RMSE = 55 mm in MAPE = 20 %. V splošnem metrična statistika kaže, da napoved prikazuje zadovoljive rezultate, kar bi bilo verjetno mogoče izboljšati z uporabo drugih metod napovedovanja.

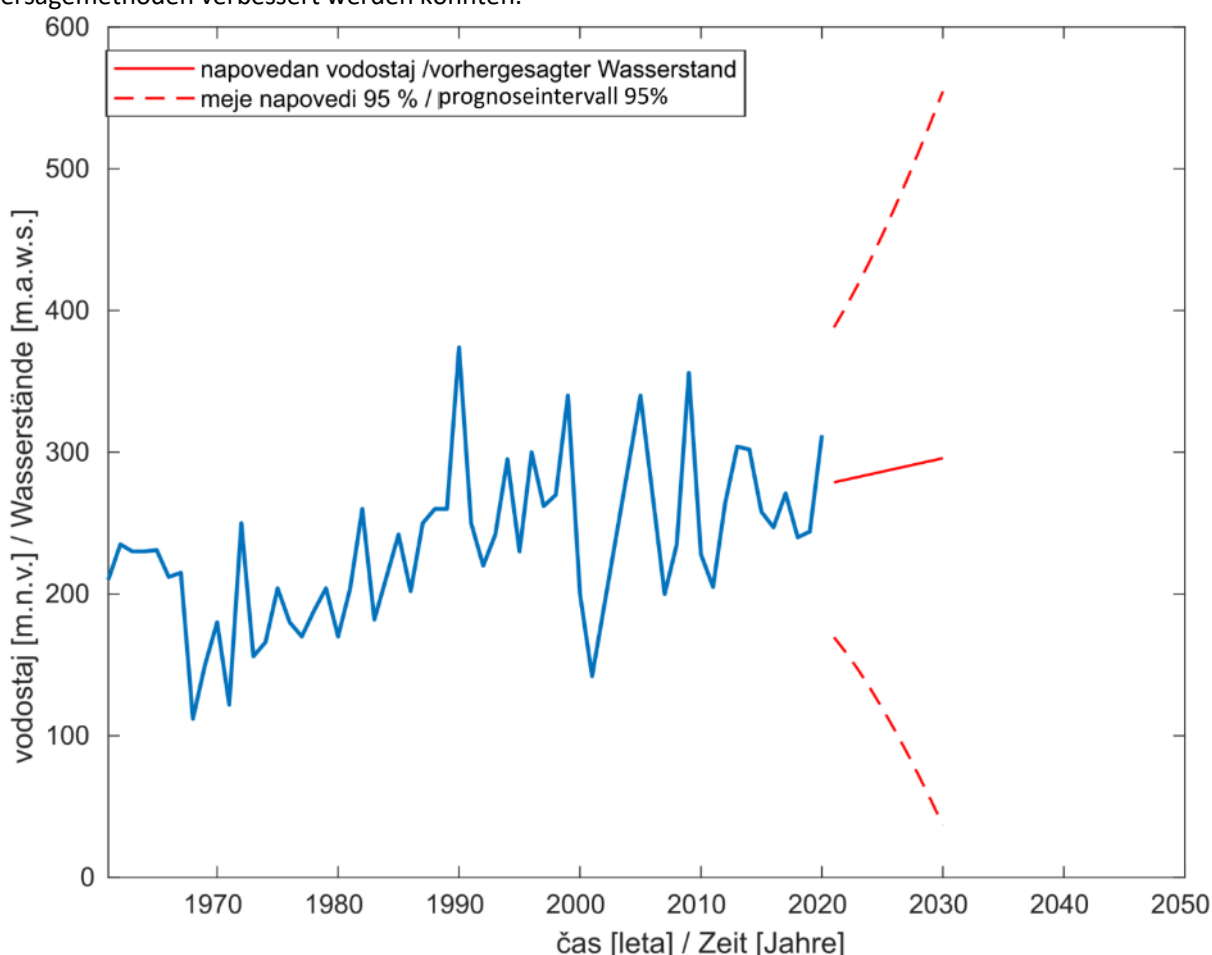


Bild 19: Projektion der zukünftigen Wasserstände (rote Linie), die durch doppelte exponentielle Glättung erhalten wurde. Die Grenzen der Projektionen sind durch die gestrichelten roten Linien gekennzeichnet.

Slika 19: Projekcija prihodnjega vodostaja (rdeča črta), pridobljena z dvojn timer eksponentnim glajenjem. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.

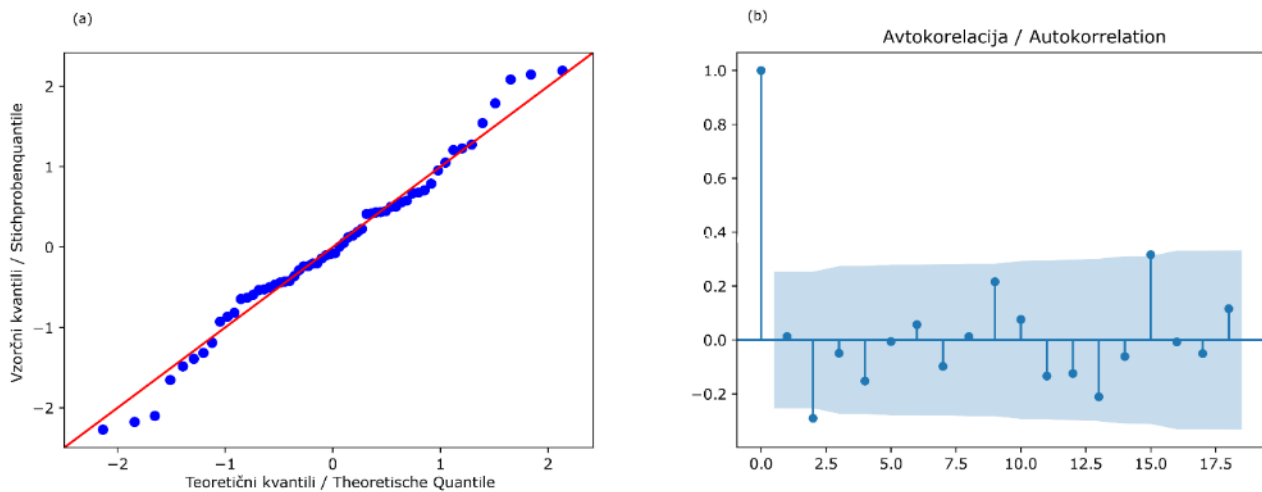


Bild 20: Rückstandsstatistik: (a) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (b) Autokorrelogramm der Rückstände

Slika 20: Statistika ostankov: (a) Q-Q graf ostankov, (b) avtokorelogram ostankov.

Es ist interessant zu sehen, wie sich das ARIMA-Modell für eine Zeitreihe von Wasserständen verhält. Wie bereits beschrieben, muss das Signal für die Anwendung des ARIMA-Modells differenziert werden, um stabil zu werden.

Eine Ordnung der Differenzierung reicht aus, um eine Datenreihe ortsfest zu machen, d. h. mit konstantem Mittelwert, Varianz und Kovarianz. Die aus dem differenzierten Signal gewonnene Autokorrelationsfunktion zeigt eine negative Autokorrelation bei Lag 1 und allgemein kleine Autokorrelationen ohne Muster (Abbildung 21). Dies bestätigt, dass die Reihe keine Differenzierung höherer Ordnung benötigt.

Sowohl bei ACF als auch bei PACF wird das Signal nach der zweiten Verzögerung beendet. Es ist jedoch ratsam, zu prüfen, ob die Korrelation bei Verzögerung 1 und 2 relevant ist. Zu diesem Zweck ist die Berechnung des AIC eine wichtige Voraussetzung für die Auswahl der besten Werte für p , d und q . Der niedrigste AIC-Wert wurde für ARIMA (1,1,1)_c ermittelt, das das am besten passende Modell für die Daten zu sein scheint. Abbildung 22 zeigt die vorhergesagten durchschnittlichen Wasserstände für die nächsten 30 Jahre, und wie zu erwarten, nimmt der Trend mit der Zeit zu. Der für das Jahr 2050 prognostizierte Mittelwert liegt knapp über 300 m ü.d.M.

Zanimivo je videti, kako se model ARIMA obnese za časovno vrsto vodostajev. Kot je bilo že opisano, je potrebno za uporabo modela ARIMA signal diferencirati, da postane stacionaren.

En red diferenciranja je dovolj, da postane podatkovna vrsta stacionarna, torej s konstantno srednjo vrednostjo, varianco in kovarianco. Avtokorelacijska funkcija, pridobljena iz diferenciranega signala, kaže negativno avtokorelacijo pri odlogu 1 in na splošno majhne avtokorelacije brez vzorca (Slika 21). To potrjuje, da serija ne potrebuje diferenciranja višjega reda.

Tako pri ACF kot PACF se signal prekine po drugem odlogu. Vendar je modro preveriti, ali je korelacija pri odlogu 1 in 2 relevantna. V ta namen je izračun AIC ključni pogoj za izbiro najboljših vrednosti za p , d in q . Najnižja vrednost AIC je bila dobljena za ARIMA (1,1,1)_c, ki je kot kaže najprimernejši model za podatke. Slika 22 prikazuje predvideno povprečje vodostajev za naslednjih 30 let in, kot je bilo pričakovano, se trend s časom povečuje. Predvidena srednja vrednost leta 2050 doseže vrednost malo nad 300 m.n.v.

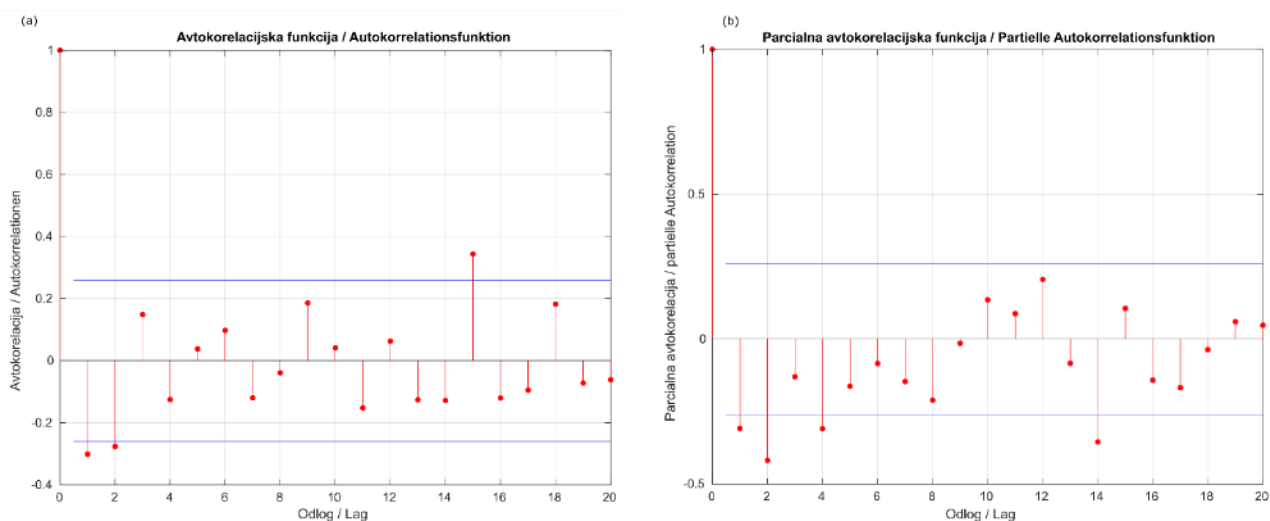


Bild 21: Autokorrelationsfunktion (a) und partielle Autokorrelationsfunktion (b) einer differenzierten Zeitreihe von Wasserständen.

Slika 21: Avtokorelacijska funkcija (a) in delna avtokorelacijska funkcija (b) diferencirane časovne vrste vodostajev.

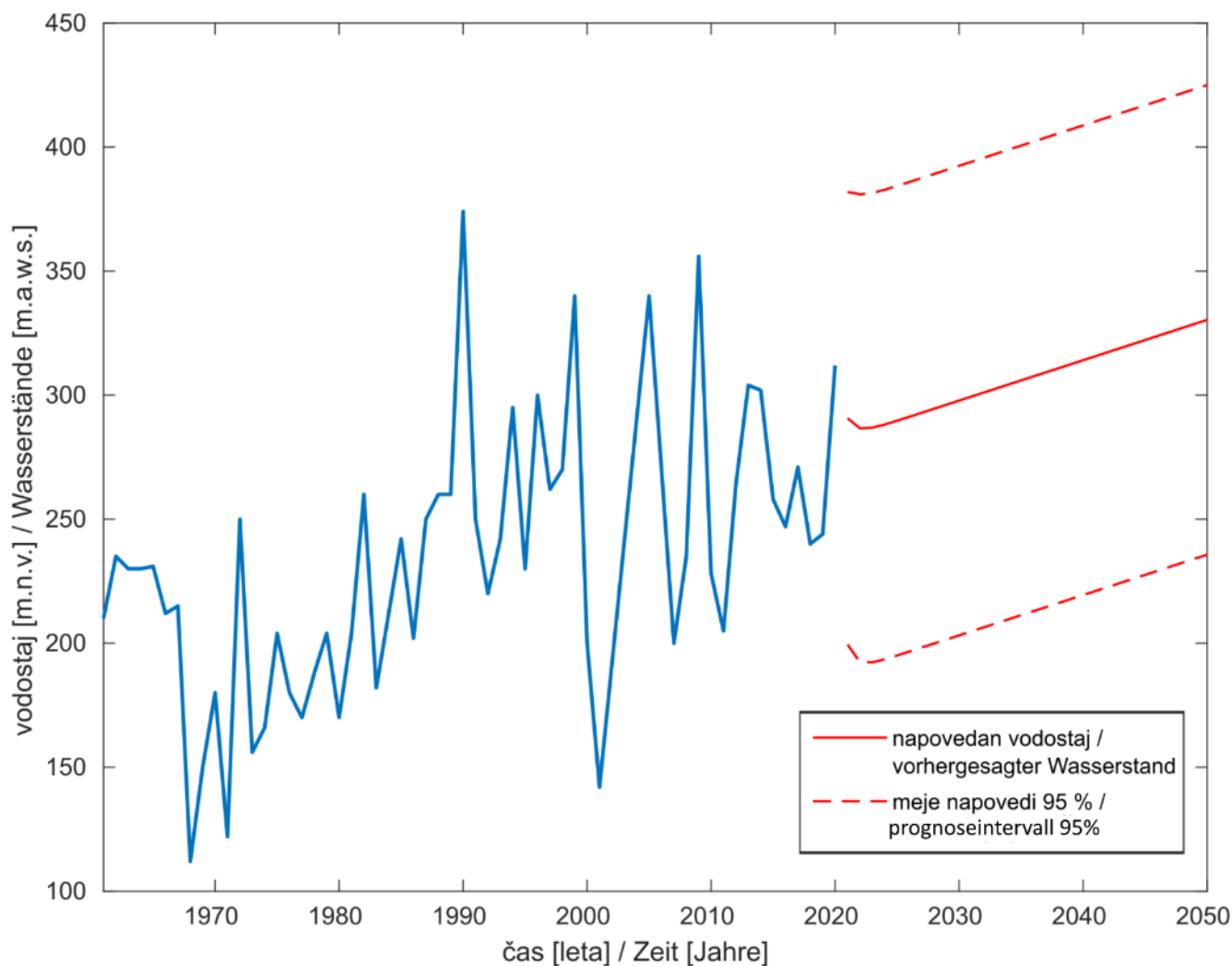


Bild 22: Vorhergesagte Wasserstände (rote Linie), ermittelt mit ARIMA(1,1,1,1)c. Die Grenzen der Vorhersage sind durch die gestrichelten roten Linien gekennzeichnet.

Slika 22: Predvideni vodostaji (rdeča črta), dobljeni z ARIMA(1,1,1)c. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.

Die Bewertung der Anpassung zeigt einen absoluten Fehler (MAE) von 24, einen mittleren quadratischen Fehler (RMSE) von 27 und einen mittleren absoluten prozentualen Fehler (MAPE) von 9. Im Allgemeinen kann ARIMA eine viel bessere Annäherung liefern und ist daher eine zuverlässigere Technik.

Die Häufigkeitsverteilung nähert sich den Gaußschen Merkmalen der Verteilung trotz des Unterschieds zwischen dem Kernel-Dichte-Schätzer (KDE) und der Normalverteilung an (Abbildung 23). Das Korrelationsdiagramm unten rechts deutet darauf hin, dass es keine Autokorrelation in den Residuen gibt, sie sind also praktisch weißes Rauschen.

Ocena prileganja prikazuje absolutno napako (MAE), ki je enaka 24, koren povprečne kvadratne napake (RMSE), ki je enak 27, in absolutno odstotno srednjo napako (MAPE), ki je enaka 9. V splošnem lahko ARIMA zagotovi veliko boljši približek, zato predstavlja zanesljivejšo tehniko.

Frekvenčna porazdelitev se približuje Gaussovimi značilnostim porazdelitve kljub različnosti med ocenjevanjem gostote jeder (KDE) in normalno porazdelitvijo (Slika 23). Korelogram na spodnji desni nakazuje na to, da v ostankih ni avtokorelacije, zato so dejansko beli šum.

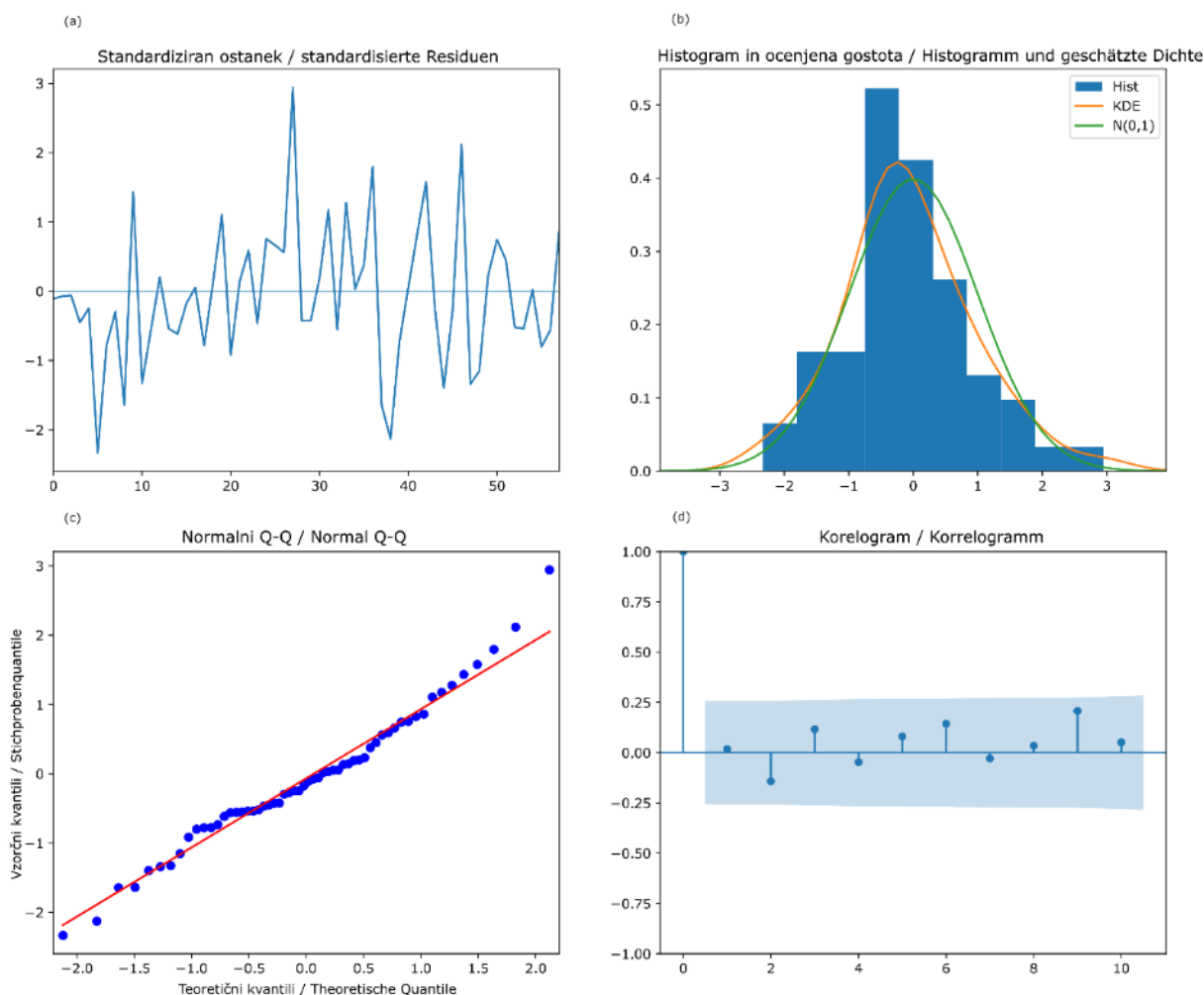


Bild 23: Abbildung mit Rückstandsdiagrammen: (a) Rückstand im Vergleich zur Datenreihenfolge, (b) Rückstandshistogramm, (c) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (d) Rückstandsautokorrelogramm.

Slika 23: Slika s prikazom grafov ostankov. (a) ostanek glede na vrstni red podatkov, (b) histogram ostankov, (c) Q-Q graf ostankov (d) avtokorelogram ostankov.

Die Vorhersage der Zukunft auf Grundlage von Vergangenheitswerten kann auch mit einer linearen Regressionsvorhersagemethode erfolgen. Der Vorteil dieses statistischen Instruments besteht darin, dass die lineare Regression im Gegensatz zum ARIMA-Modell und zur exponentiellen Glättung für mittel- und langfristige Prognosen geeignet ist.

Die Trendlinien der Anpassungen, die durch Regression der Daten und der Vorhersageintervalle erhalten wurden (Abbildung 24), zeigen steigende Tendenzen, welche vergleichbar sind mit dem, was mit dem ARIMA-Modell erhalten wurde.

Mit einem MAE von 45, einem RMSE von 52 und einem MAPE von 23 % ist die Leistung von ARIMA besser als die der linearen Regression.

Napovedovanje prihodnosti na podlagi preteklih vrednosti je mogoče izvesti tudi z metodo napovedovanja z linearno regresijo. Prednost uporabe tega statističnega orodja je, da je linearna regresija za razliko od modela ARIMA in eksponentnega glajenja primerna za srednje- in dolgoročno napovedovanje.

Trend linije ujemanja, pridobljene z regresijo podatkov, in intervali napovedi kažejo naraščajoče trende (Slika 24), kar je primerljivo s tistim, kar dobimo pri modelu ARIMA.

Histogram ostankov kaže bolj normalno porazdelitev kot na Sliki 25, kar potrjuje tudi graf Q-Q.

Vrednost MAE je enaka 45, RMSE znaša 52, medtem ko je MAPE enaka 23 %. Zato je uspešnost, ki jo zagotavlja ARIMA, boljša od tiste dobljene z linearno regresijo.

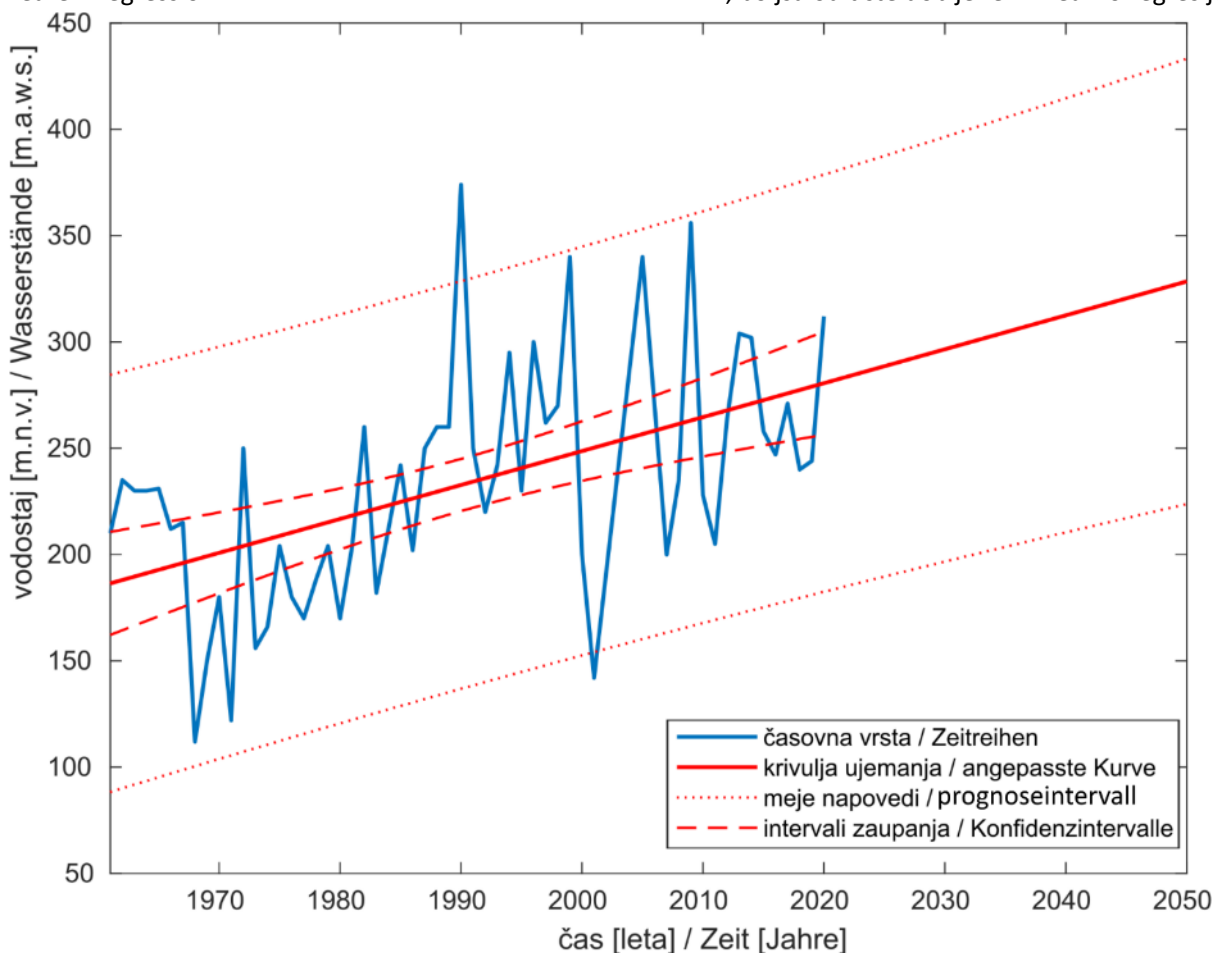


Bild 24: Lineare Regression einer Zeitreihe von Wasserständen. Vertrauensgrenzen und Prognoseintervall sind ebenfalls angegeben.

Slika 24: Linearna regresija časovne vrste vodostajev. Označene so tudi meje zaupanja in meje napovedi.

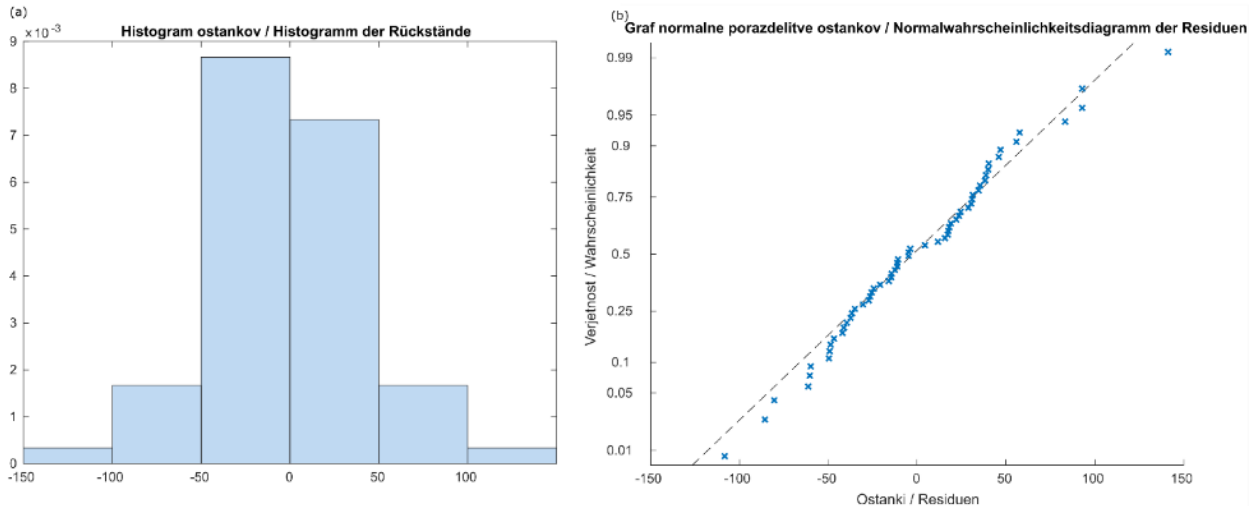


Bild 25: Rückstandsstatistik: (a) Histogramm der Residuen, (b) Q-Q-Diagramm der Residuen.

Slika 25: Statistika ostankov: (a) histogram ostankov, (b) Q-Q graf ostankov.

4 Lufttemperaturdaten

Wie die Niederschlagsdaten stammen auch die Lufttemperaturdaten von der meteorologischen Station in Murska Sobota. Die Zeitreihe stellt die Jahreshöchsttemperaturen dar, die sich aus den täglichen Höchsttemperaturen von 1953 bis 2020 ergeben (Abbildung 26). Daher entspricht die Dauer der Zeitreihe der Dauer der Zeitreihe für den Niederschlag. Auch hier ist die Reihe nicht stationär, obwohl der Durchschnitt konstant ist. Es ist zu erkennen, dass die Temperatur seit 1980 besonders schnell angestiegen ist und 2013 einen Höchststand von 40 Grad Celsius erreicht hat. Die Autokorrelationsfunktion des Signals zeigt einige positive, aber schwach korrelierte Verschiebungen (Abbildung 27). Die Zeitreihe zeigt jedoch kein völlig zufälliges Verhalten und weist keine Saisonalität oder Zyklizität auf.

Angesichts der geringen Leistung der exponentiellen Glättung wurden in diesem Fall ARIMA und lineare Regression als die besten Optionen gewählt.

Podatki o temperaturi zraka

Tako kot podatki o padavinah so tudi podatki o temperaturi zraka pridobljeni z meteorološke postaje v Murski Soboti. Časovna vrsta predstavlja maksimalne letne temperature, ki so bile pridobljene na podlagi maksimalnih dnevno zabeleženih temperatur od leta 1953 do leta 2020 (Slika 26). Zato je trajanje časovne vrste enako kot trajanje časovne vrste, ki predstavlja padavine. Tudi v tem primeru vrsta ni stacionarna, čeprav je povprečje konstantno. Opaziti je mogoče, da je temperatura po letu 1980 naraščala še posebej hitro, in leta 2013 dosegla konico 40 stopinj Celzija. Avtokorelacijska funkcija signala kaže nekaj pozitivnih, vendar šibko koreliranih odlogov (Slika 27). Kljub temu časovna vrsta ne kaže povsem naključnega obnašanja in iz nje ni razvidna nobena sezonskost ali cikličnost. Glede na nizko uspešnost, ki jo daje eksponentno glajenje, sta bila v tem primeru kot najboljša možnost izbrana model ARIMA in linearna regresija.

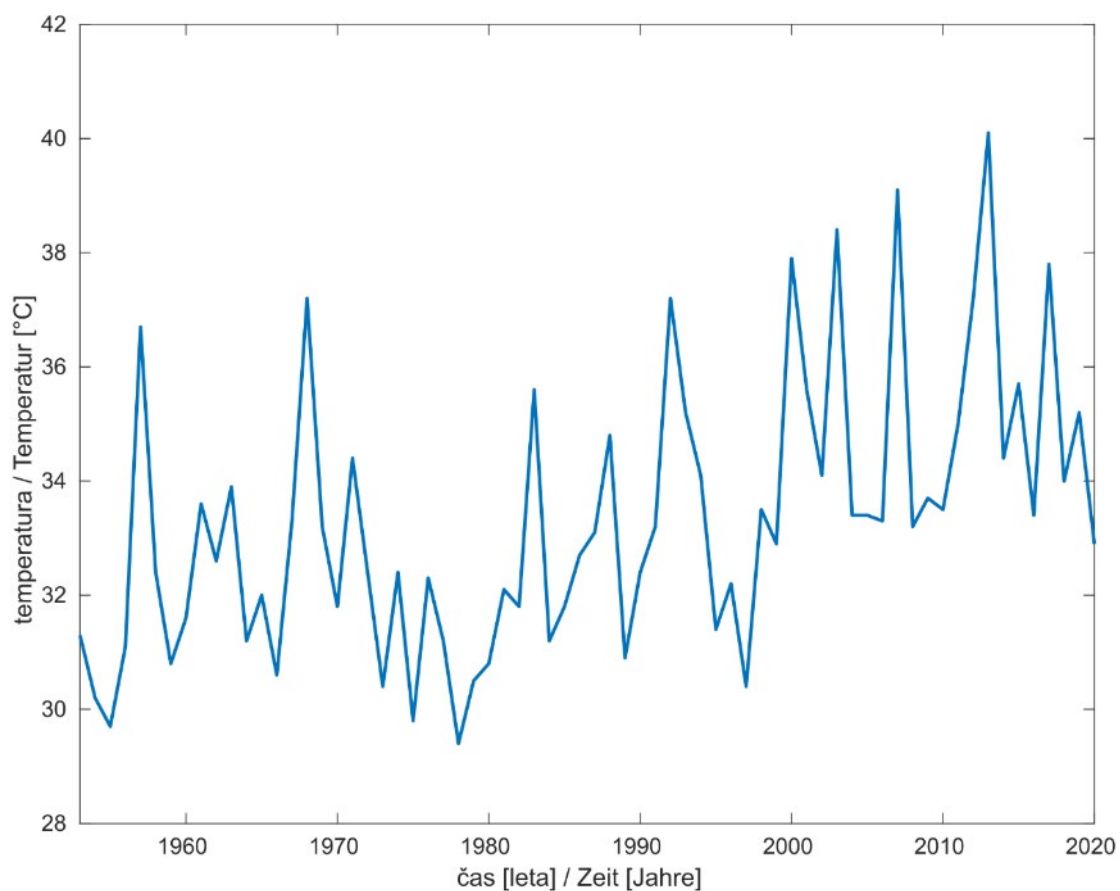


Bild 26: Die Zeitreihe zeigt die jährlichen maximalen Lufttemperaturen, die an der meteorologischen Station Murska Sobota von 1953 bis 2020 gemessen wurden.

Slika 26: Časovna vrsta prikazuje letne maksimalne temperature zraka, zabeležene na meteorološki postaji v Murski Soboti od leta 1953 do leta 2020.

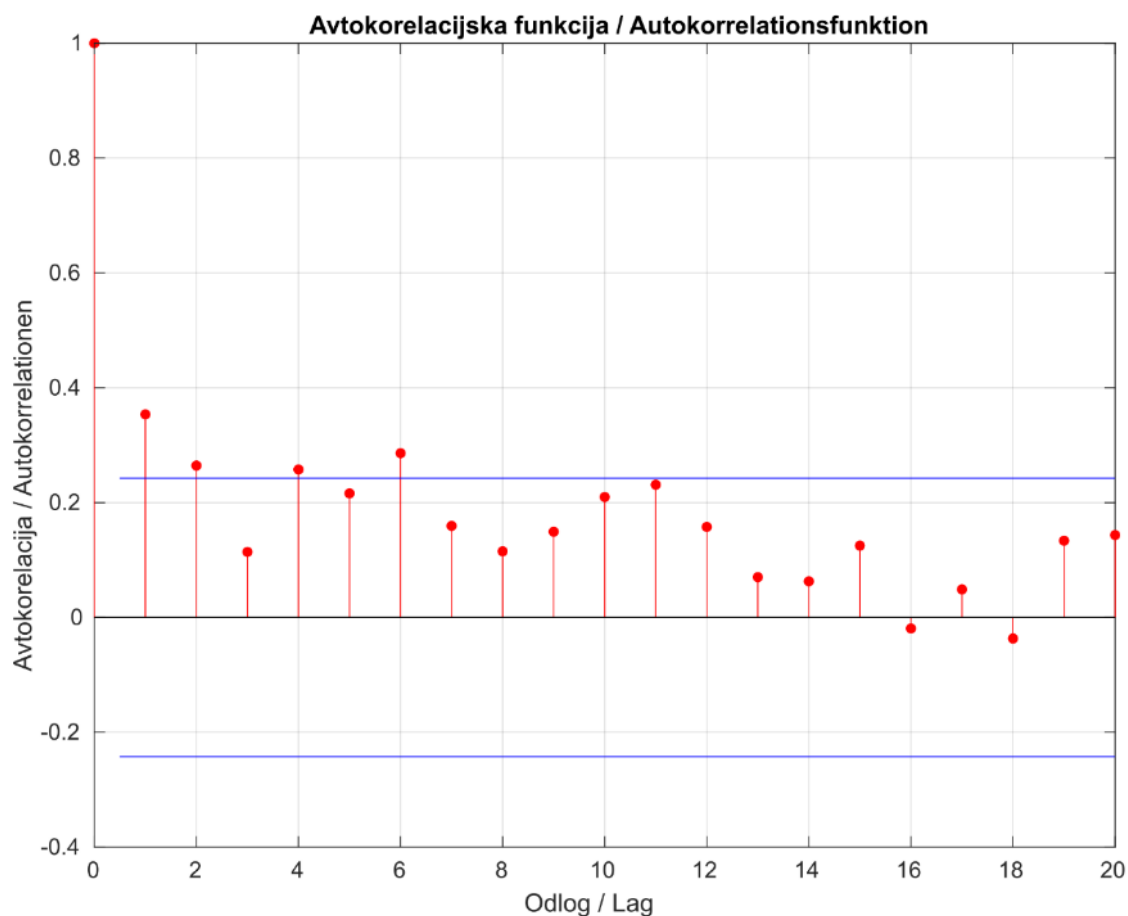


Bild 27: Autokorrelationsfunktion der Zeitreihe der Lufttemperatur.

Slika 27: Avtokorelacijska funkcija časovne vrste temperatur zraka.

Eine Ordnung der Differenzierung reicht aus, um eine Zeitreihe stationär zu machen. Eine weitere Bestätigung erhält man, wenn man die Autokorrelationsfunktion der differenzierten Reihen betrachtet, die eine erste negative Korrelation zeigt, gefolgt von kleinen Autokorrelationen ohne Muster. Daher ist d gleich 1 (Abbildung 28). Das partielle Autokorrelogramm und das Autokorrelogramm geben die richtigen Werte für p und q an. Intuitiv kann bestätigt werden, dass Korrelationen mit einer Verzögerung von mehr als 1 nicht ausreichend signifikant sind. Als Vorsichtsmaßnahme werden jedoch noch verschiedene Kombinationen von p und q berechnet, um das ARIMA-Modell mit dem niedrigsten AIC zu finden. Die AIC-Schätzung zeigt, dass das geeignetste Modell für die Daten ARIMA (1,1,1)_c ist. Abbildung 29 zeigt die prognostizierten durchschnittlichen Lufttemperaturen für die nächsten 28 Jahre. Die Analyse der Residuen zeigt, dass das Histogramm nicht sehr gut mit der

Da se naredi časovno vrsto stacionarno, zadostuje en red diferenciacije. Dodatno potrditev se lahko dobi z opazovanjem avtokorelacijske funkcije diferencirane vrste, ki kaže prvo negativno korelacijo, ki ji sledijo majhne avtokorelacije brez vzorca. Zato je d enak 1 (Slika 28). Delni avtokorelogram in avtokorelogram (Slika 28) razkrivata pravilne vrednosti za p in q . Intuitivno se lahko potrdi, da korelacije z odlogom večjim od 1, niso dovolj relevantne. Vendar se kot previdnostni ukrep še vedno izračunajo različne kombinacije p in q , da se poišče model ARIMA z najnižjim AIC. Ocena AIC pokaže, da je najustrenejši model za podatke ARIMA(1,1,1)_c. Na Sliki 29 je prikazano predvideno povprečje temperatur zraka za naslednjih 28 let.

Analiza ostankov kaže, da se histogram ne ujema ravno dobro z normalno porazdelitvijo, pravzaprav se ocenjevanje gostote jeder ne ujema ravno z normalno PDF (Slika 30). Zaradi tega je mogoče domnevati, da model ne pojasnjuje vseh trendov v naboru podatkov ali

Normalverteilung übereinstimmt, und auch die Kernel-Dichte-Schätzung passt nicht sehr gut zu der normalen PDF (Abbildung 30). Dies kann darauf hindeuten, dass das Modell nicht alle Trends im Datensatz erklärt oder dass der Datensatz einige Ausreißer enthält. Betrachtet man die Histogrammbalken, so scheint die zweite Möglichkeit am wahrscheinlichsten zu sein. Andererseits sind die Residuen auch in hohem Maße unkorreliert.

Die statistische Schätzung des Modells ergibt einen MAE-Wert von 1,7, einen RMSE-Wert von 2 und einen MAPE-Wert von 4,8 %. Insgesamt sind die metrischen Statistiken zufriedenstellend.

da nabor podatkov vključuje nekatera odstopanja. Ob pogledu na stolpce histograma se zdi, da je druga možnost najverjetnejša. Po drugi strani pa so tudi ostanki zelo nekorelirani.

Statistična ocena modela podaja vrednost MAE, ki je enaka 1,7, RMSE, ki je enaka 2, in MAPE = 4,8 %. V celoti gledano je metrična statistika zadovoljiva.

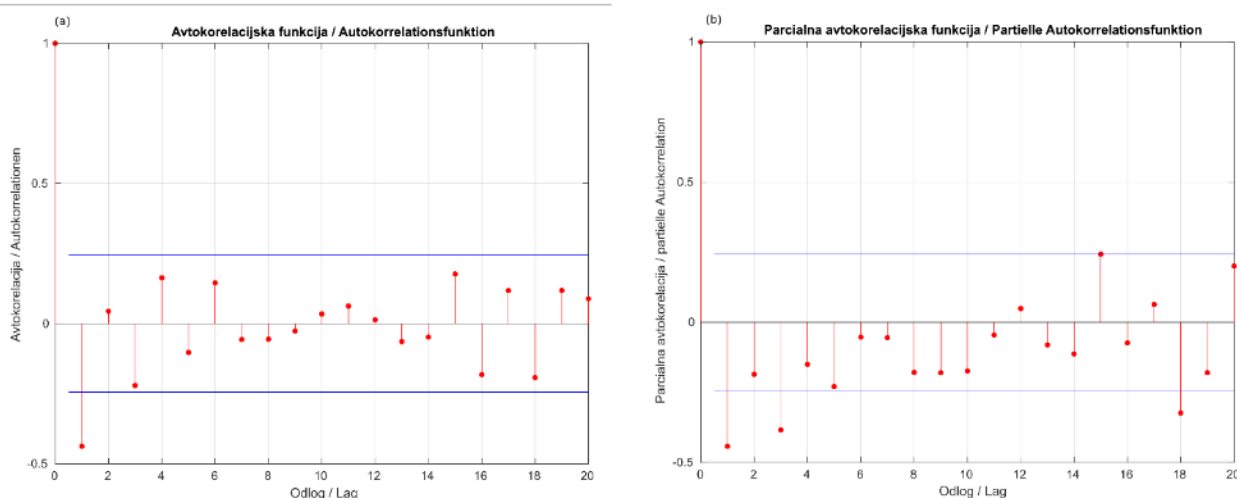


Bild 28: Partielle Autokorrelation (a) und Autokorrelationsfunktion (b) einer differenzierten Lufttemperatur-Zeitreihe.
Slika 28: Delna avtokorelacijska (a) in avtokorelacijska funkcija (b) diferencirane časovne vrste temperature zraka.

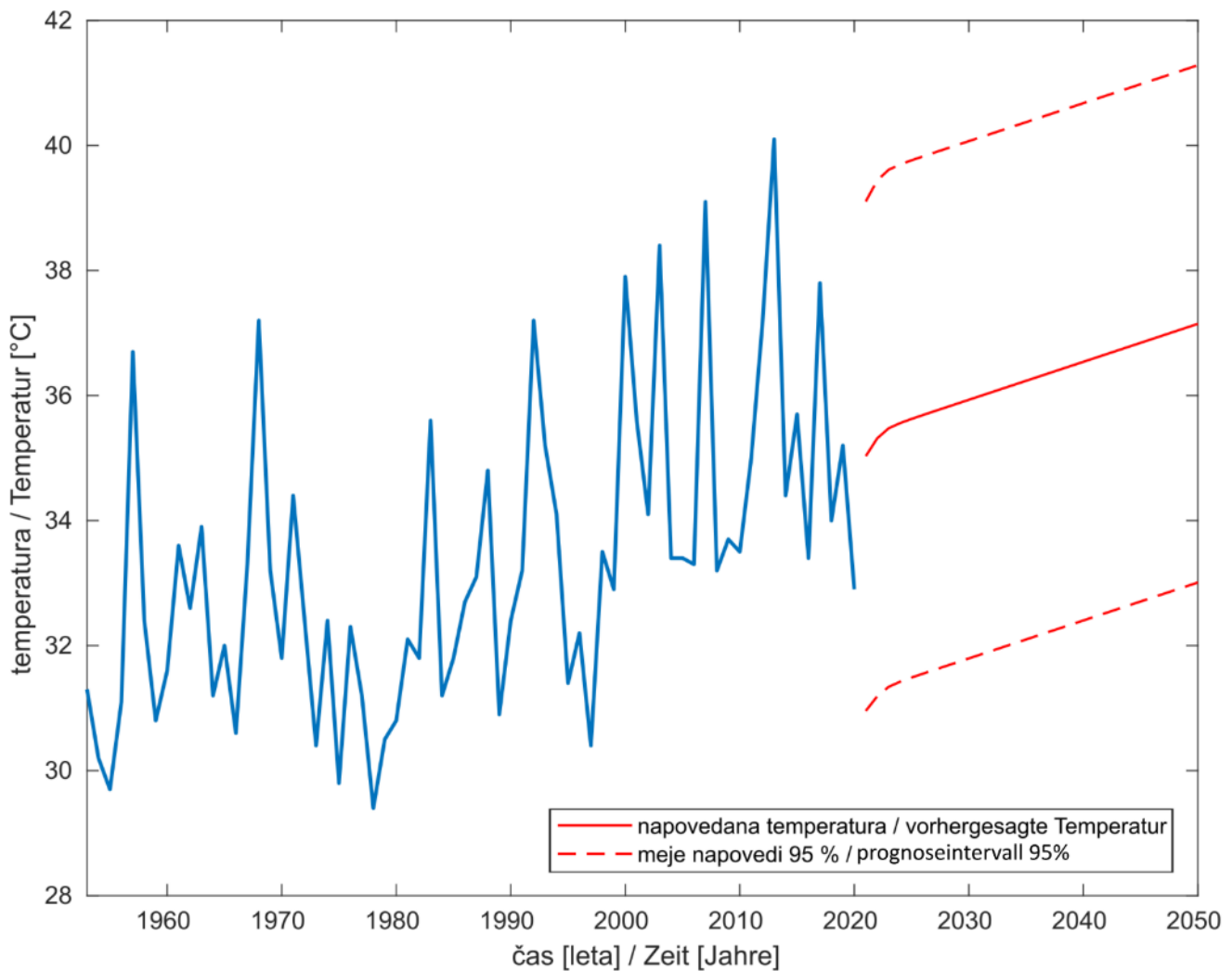


Bild 29: Vorhergesagte Lufttemperaturen (rote Linie), ermittelt mit ARIMA(1,1,1)c. Die Grenzen der Vorhersage sind durch gestrichelte rote Linien gekennzeichnet.

Slika 29: Predvidene temperature zraka (rdeča črta), dobljene z ARIMA(1,1,1)c. Meje napovedi so označene s prekinjenima rdečima črtama.

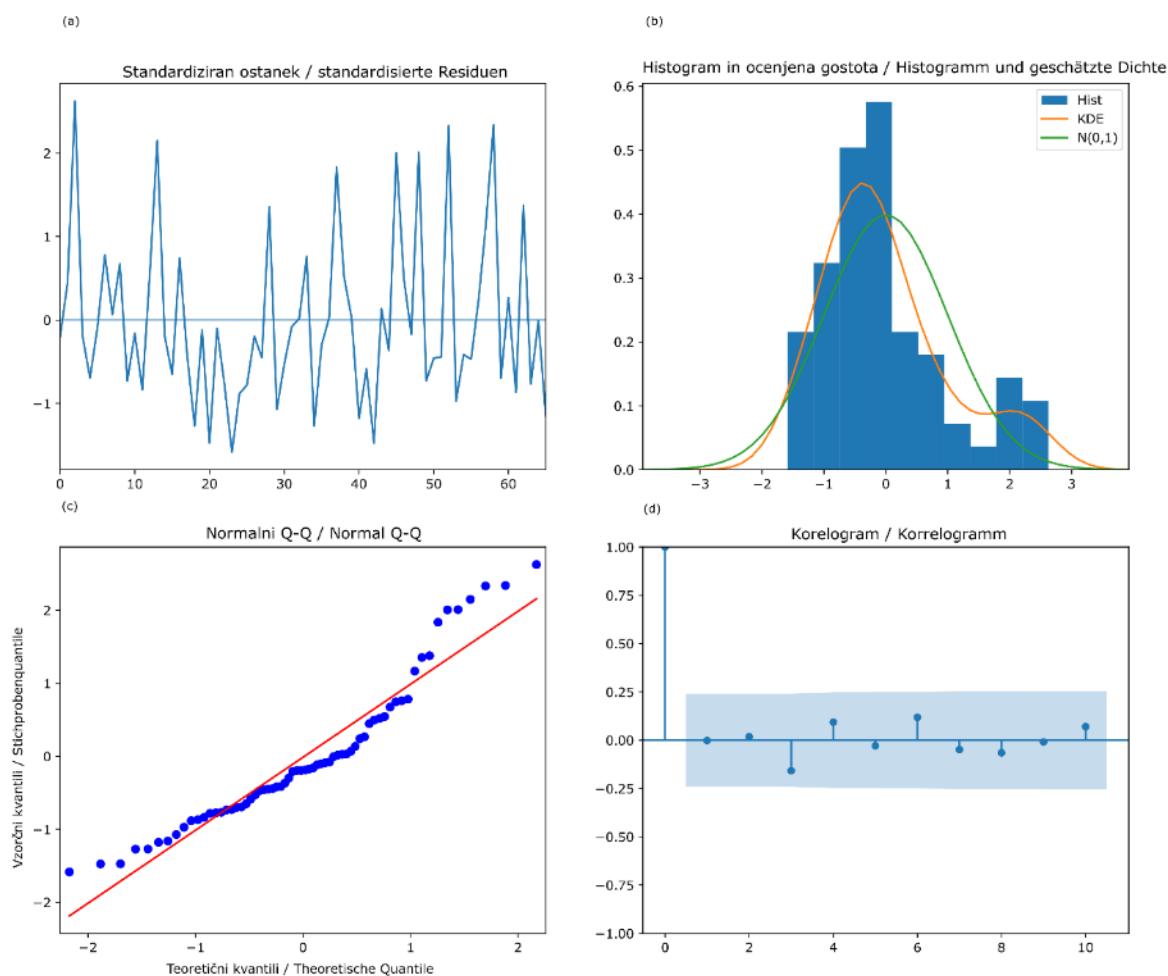


Bild 30: Abbildung mit Rückstandsdiagrammen: (a) Rückstand gegenüber Datenreihenfolge, (b) Histogramm der Rückstände, (c) Q-Q-Diagramm der Rückstände, (d) Autokorrelogramm der Rückstände.

Slika 30: Slika s prikazom grafov ostankov. (a) ostanek glede na vrstni red podatkov, (b) histogram ostankov, (c) Q-Q graf ostankov (d) avtokorelogram ostankov.

Abbildung 31 zeigt, dass das lineare Regressionsmodell die mittleren Temperaturen mit einem etwas weniger steilen Anstieg vorhersagt als das ARIMA-Modell. Betrachtet man das Q-Q-Diagramm und das Histogramm der Residuen (Abbildung 32), so wird erneut deutlich, dass die Verteilung der Residuen nicht einer vollständigen Normalverteilung folgt. Dies bestätigt, dass dies auf das Auftreten einiger Ausreißer im Datensatz zurückzuführen ist. Da das Ziel jedoch die Vorhersage ist, ist die Nicht-Normalität der Residuen nicht von Bedeutung, wenn die Variabilität der Residuen im Allgemeinen konstant ist.

Slika 31 kaže, da linearni regresijski model napoveduje povprečne temperature z nekoliko manj strmim naraščanjem kot model ARIMA. Ob pogledu na graf Q-Q in histogram ostankov (Slika 32) je ponovno jasno, da porazdelitev ostankov ne sledi povsem normalni porazdelitvi. To potrjuje, da je vzrok za to pojav nekaterih odstopanj v podatkovni množici. Kljub temu pa glede na to, da je cilj napovedovanje, nenormalnost ostanka ni bistvena, če je variabilnost ostankov na splošno konstantna.

Vrednost MAE je enaka 1.7, RMSE znaša 2, MAPE pa 5 %. Torej je linijska regresija enako uspešna.

Der MAE liegt bei 1,7, der RMSE bei 2 und der MAPE bei 5 %, so dass die lineare Regression ebenfalls erfolgreich ist.

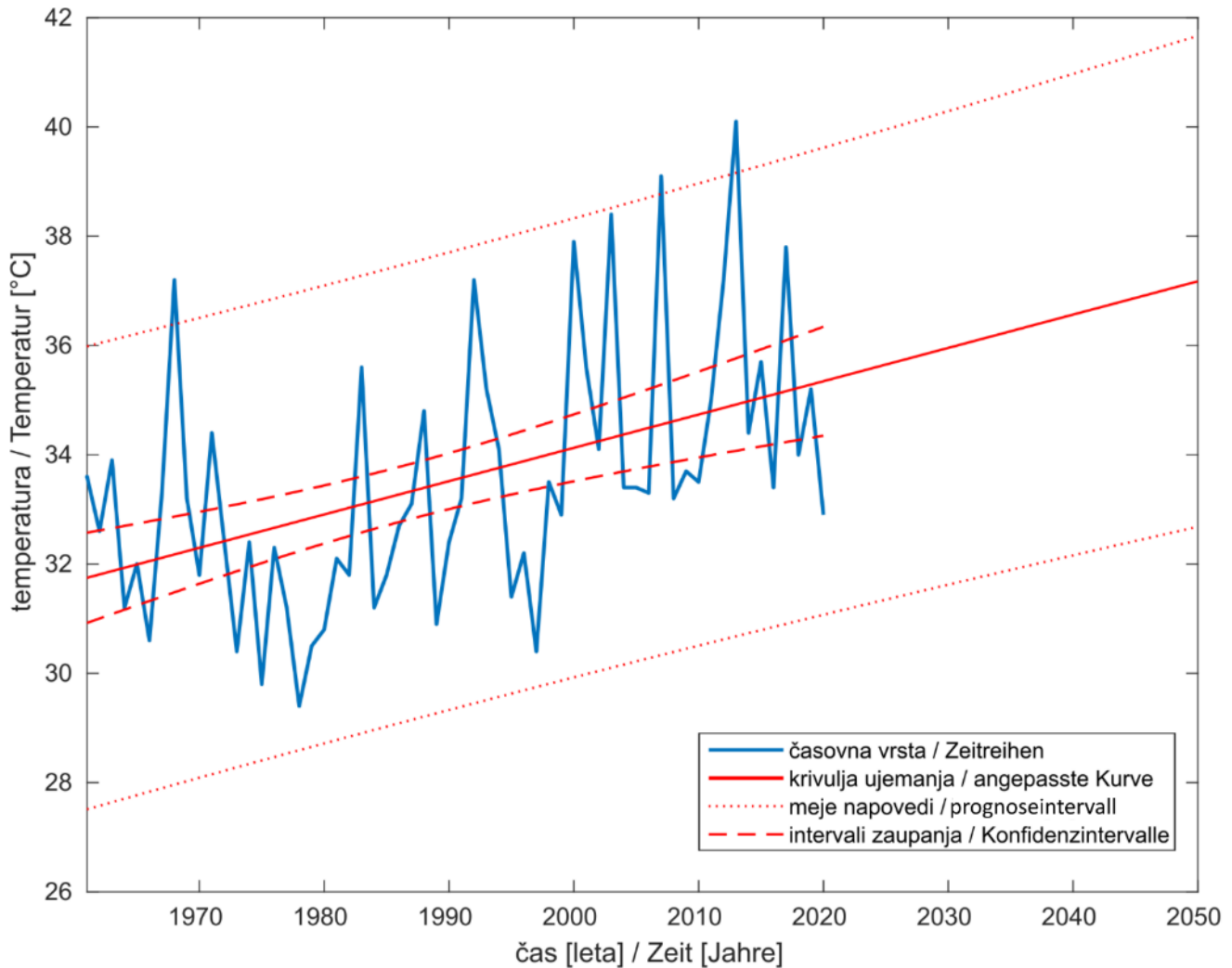


Bild 31: Lineare Regression von Zeitreihen der Lufttemperatur. Konfidenzgrenzen und Vorhersagen sind ebenfalls angegeben.

Slika 31: Linearna regresija časovne vrste temperatur zraka. Označene so tudi meje zaupanja in napovedi.

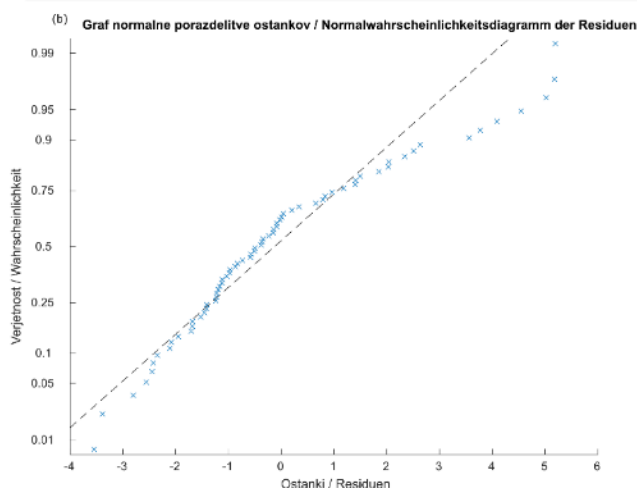
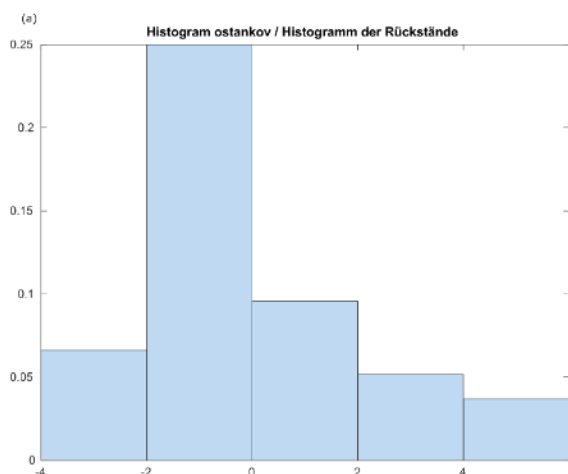


Bild 32: (a) Histogramm der Residuen, (b) Q-Q-Diagramm der Residuen.

Slika 32: (a) histogram ostankov, (b) Q-Q graf ostankov.

5 Schlussfolgerungen

Der Bericht enthält Prognosen zu Niederschlag, Wasserstand und Lufttemperatur auf Grundlage historischer Zeitreihen. Auf dieser Grundlage der hier bereitgestellten Informationen ist es möglich, die Bewirtschaftung der Kutschenitza in Bewusstsein der möglichen Auswirkungen des Klimawandels auf die hydrologischen und atmosphärischen Bedingungen in diesem Gebiet zu planen. Die Wiederkehrperioden der Niederschlags- und Wasserstandsdaten liefern wertvolle Informationen über die hydrologischen Bedingungen, die bei der Planung neuer Flussgeometrien und morphologischer Strukturen berücksichtigt werden sollten. Die Berechnung von Wiederkehrperioden für Niederschlagshöhen und Wasserstände ermöglicht es auch, das Hochwasserrisiko in einem Gebiet zu bestimmen und vorbeugende Maßnahmen zu ergreifen (10: Hirabayashi et al. 2007).

In diesem Bericht soll versucht werden, so umfassend wie möglich mit einem logischen, klaren Ansatz alle Unzulänglichkeiten im Zusammenhang mit dieser Prognoseanalyse darzustellen. Im Allgemeinen zeigt die Analyse, dass Niederschlagshöhen, Wasserstände und Lufttemperaturen in den nächsten 50 Jahren zunehmen werden, auch wenn der Trend bei einigen Zeitreihen schwer zu erkennen ist. Dies wird durch die Projektionen der Studien von Berkeley Earth und ARSO

Zaključki

Poročilo prikazuje napovedi višine padavin, vodostajev in temperature zraka na podlagi preteklih časovnih vrst. Na podlagi tukaj navedenih informacij je mogoče načrtovati ureditev Kučnice z zavedanjem potencialnega vpliva podnebnih sprememb na hidrološke in atmosferske razmere na tem območju. Povratne dobe za podatke o padavinah in vodostajih zagotavljajo dragocene informacije o hidroloških razmerah, ki jih je treba upoštevati pri načrtovanju novih geometrij in morfoloških struktur rek. Izračun povratne dobe za višine padavin in vodostaje omogoča tudi določitev poplavne ogroženosti na območju in izvedbo preventivnih ukrepov (10: Hirabayashi et al. 2007).

Namen tega poročila je poskusiti čim bolj izčrpno in z logičnim in jasnim pristopom predstaviti vse pomanjkljivosti, povezane s to analizo napovedovanja. V splošnem kaže, da se bodo višine padavin, vodostaji in temperature zraka, v naslednjih 50 letih, čeprav je pri nekaterih časovnih vrstah trend morda težko zaznati, predvidoma povečale. To potrjujejo napovedi študij Berkeley Earth in ARSO, izvedenih za različne scenarije podnebnih sprememb.

Za zgornje časovne vrste so projekcije linearne, zato ne morejo predstaviti nihanja spremenljivke skozi čas. To je predvsem posledica dejstva, da so podatki predstavljeni letno, zato model ARIMA in eksponentno glajenje ne moreta zaznati nobene sezonskosti, ki bi se običajno

bestätigt, in denen verschiedene Szenarien des Klimawandels durchgeführt wurden.

Für die oben genannten Zeitreihen sind die Projektionen linear, so dass sie die Variation der Variablen im Zeitverlauf nicht darstellen können. Dies ist hauptsächlich darauf zurückzuführen, dass die Daten jährlich vorgelegt werden, so dass das ARIMA-Modell und die exponentielle Glättung keine Saisonalität erkennen können, die normalerweise bei monatlichen oder saisonalen Daten auftreten würde. Darüber hinaus sind, wie bereits erwähnt, ARIMA und exponentielle Glättung gute Techniken, wenn sie für kurzfristige Prognosen verwendet werden. Obwohl sich die Vorhersage in die richtige Richtung bewegt und mit dem übereinstimmt, was Berkeley Earth vorhersagt, ist ihre Zuverlässigkeit noch nicht ausreichend zufriedenstellend (siehe die Ausweitung der Vorhersageintervalle). Außerdem erschweren die kurzen Signale und die schlechten (oder fehlenden) Korrelationen, die sich aus den Autokorrelogrammen der Zeitreihen ergeben, die Suche nach geeigneten Ansätzen. Es ist auch darauf hinzuweisen, dass die in diesem Dokument analysierten Variablen, insbesondere die Niederschlagsdaten, nur schwer allein auf der Grundlage historischer Daten vorhergesagt werden können. Die genauesten Vorhersagen liefern Klimavorhersagemodelle, die Faktoren wie die Art der Landnutzung, die spezifische Luftfeuchtigkeit und die Evapotranspirationsrate berücksichtigen, die alle einen erheblichen Einfluss auf das Ergebnis der Vorhersage haben (6: Elguindi et al. 2014). Atmosphärische und hydrologische Prozesse hängen nicht nur von ihren eigenen Vorläuferwerten (d. h. der Autokorrelation) ab, sondern auch von anderen Prozessen und Phänomenen. Daher können sie nur als Teil eines größeren Systems vorhergesagt werden.

Auch der Einsatz von Techniken der künstlichen Intelligenz kann bei der Vorhersage von Zeitreihen hilfreich sein. Die Techniken der neuronalen Netze haben in der Finanzprognose viel Aufmerksamkeit erhalten, und der Grund für ihre Zuverlässigkeit liegt in der Tatsache, dass sie im Gegensatz zu Box-Jenkins- und ARIMA-Modellen nichtlineare Funktionen annähern können (8: Kodogiannis und Lolis 2002). Obwohl

pojavila pri mesečnih ali sezonskih podatkih. Poleg tega sta, kot je bilo že omenjeno, tehniki ARIMA in eksponentno glajenje dobri, če se uporabljata za kratkoročne projekcije. Zato, čeprav gre napovedovanje v pravo smer in se ujema s tistim, kar predvideva Berkeley Earth, njegova zanesljivost še vedno ni ustrezno zadovoljiva (glej podaljšanje intervalov napovedi). Poleg tega je zaradi kratkih signalov in slabih (ali pomanjkanja) korelacij, ki izhajajo iz avtokorelogramov časovnih vrst, težko najti prilagojene pristope. Izpostaviti je potrebno tudi na to, da je vrste spremenljivk, analiziranih v tem dokumentu, zlasti podatke o padavinah, težko napovedati samo na podlagi preteklih podatkov. Najnatančnejše napovedi zagotavljajo klimatski napovedni modeli, ki upoštevajo dejavnike, kot so vrsta rabe tal, specifična vlaga in stopnja evapotranspiracije, ki vsi pomembno vplivajo na izid napovedi (6: Elguindi et al. 2014). Atmosferski in hidrološki procesi niso odvisni le od svojih lastnih predhodnih vrednosti (tj. avtokorelacija), temveč tudi od drugih procesov in pojavov. Zato jih je mogoče napovedovati le kot del večjega sistema.

Pri napovedovanju časovnih vrst je lahko v pomoč tudi uporaba tehnik umetne inteligence. Tehnike nevronske mreže so bile deležne velike pozornosti pri finančnem napovedovanju, razlog njihove zanesljivosti pa je v dejstvu, da lahko za razliko od Box-Jenkinsovih in ARIMA modelov aproksimirajo nelinearne funkcije (8: Kodogiannis in Lolis 2002). Čeprav umetna inteligenca v tej analizi poročilu ni uporabljena, bo to poročilo uporabljeno kot izhodišče za raziskovanje novejših in najnaprednejših tehnik napovedovanja.

künstliche Intelligenz in der Analyse dieses Berichts nicht verwendet wird, soll dieser Bericht als Ausgangspunkt für die Untersuchung neuerer und modernster Prognosetechniken dienen.

Quellen und Literatur

Viri in literatura

- 1 DeLaney, T. A. (1995). Benefits to downstream flood attenuation and water quality as a result of constructed wetlands in agricultural landscapes. *Journal of Soil and Water Conservation* , 620-626.
- 2 Frédéric Frappart, F. S.-M. (2005). Floodplain water storage in the Negro River basin estimated from microwave remote sensing of inundation area and water levels. *Remote Sensing of Environment*, 387-389.
- 3 Howard Herzog, B. E. (2000). Capturing Greenhouse Gases. *Scientific American*, a division of Nature America, Inc.
- 4 Matija Zorn, M. H. (2015). Damage caused by natural disasters in Slovenia. *Acta Geobalcanica*, Volume 1, 33-43.
- 5 Natasha Pollen-Bankhead, A. S. (2008). Enhanced application of root-reinforcement algorithms for bank-stability modeling. *Earth Surface Processes and Landforms*.
- 6 Nellie Elguindi, B. X., G. F., N. B., P. J., S. F., R. S., Z. A., O. B., N. R., G. G. (2014). Regional Climate Model RegCM Reference Manual Version 4.6, Trieste.
- 7 Schiermeier, Q. (2011). Can violent hurricanes, floods and droughts be pinned on climate change? Scientists are beginning to say yes. *Climate and weather: Extreme measures, Nature*.
- 8 V. Kodogiannis, A. L. (2002). Forecasting Financial Time Series using Neural Network and Fuzzy System-based Techniques. *Neural Computing & Applications* volume, 90-102.
- 9 WHO. (2015, October 6). WHO calls for urgent action to protect health from climate change – Sign the call. Retrieved from <https://www.who.int/news/item/06-10-2015-who-calls-for-urgent-action-to-protect-health-from-climate-change-sign-the-call>.
- 10 Yukiko Hirabayashi, S. K. (2007). Global projections of changing risks of floods and droughts in a changing climate. *Hydrological Sciences Journal*, 754-772.
- 11 Nathaniel E. Seavy, T. G. (2009). Why Climate Change Makes Riparian Restoration More Important than Ever: Recommendations for Practice and Research. *Ecological Restoration*.