

local bakery data analysis

Yufenyuy

2025-07-23

Hier werden R-Pakete für die Daten Manipulation bzw. Auswertung beladen

```
library(conflicted)
library(tidyverse)

## -- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
## v dplyr      1.1.4      v readr      2.1.5
## v forcats    1.0.0      v stringr   1.5.1
## v ggplot2    3.5.1      v tibble    3.2.1
## v lubridate  1.9.3      v tidyr     1.3.1
## v purrr      1.0.2

library(DBI)

## Warning: Paket 'DBI' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt

library(RPostgres)

## Warning: Paket 'RPostgres' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt

library(ggplot2)
library(lubridate)
library(dplyr)
library(tidyr)
library(stringr)
library(fpp3)

## Warning: Paket 'fpp3' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt

## Registered S3 method overwritten by 'tsibble':
##   method          from
##   as_tibble.grouped_df dplyr
## -- Attaching packages ----- fpp3 1.0.1 --
## v tsibble      1.1.5      v feasts      0.4.1
## v tsibbledata  0.4.1      v fable       0.4.1

## Warning: Paket 'tsibble' wurde unter R Version 4.4.2 erstellt
## Warning: Paket 'tsibbledata' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt
## Warning: Paket 'feasts' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt
## Warning: Paket 'fabletools' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt
## Warning: Paket 'fable' wurde unter R Version 4.4.3 erstellt
```

Erstellte Umgebung Variablen werden für die Datenbank Verbindung eingelesen

```
con <- dbConnect(
  Postgres(),
  dbname = Sys.getenv("DBNAME"),
  host = Sys.getenv("HOST"),
  user = Sys.getenv("USER"),
  password = Sys.getenv("PASSWORD"),
  port = Sys.getenv("PORT")
)
```

Die gezielte Daten Tabelle liegt in einer spezifisches Schema in PostgreSQL. Die Tabellen enthalten in diesem Schema werden aufgelistet und geprüft, ob die gewünschte Tabelle drin liegt

```
schema_name <- "baker_yelp_dbt_prod"

# SQL query to list tables in the given schema
tables <- dbGetQuery(con, paste0("
  SELECT table_name
  FROM information_schema.tables
  WHERE table_schema = '', schema_name, ''
  AND table_type = 'BASE TABLE';
"))

print(tables)
```

```
##           table_name
## 1          pdtn_fuel
## 2      monthly_ts_issales
## 3    weekly_product_pdtnts
## 4             sales_t1
## 5    monthly_ts_should_sales
## 6    products_weekly_ts
## 7             pdtn_t1
## 8             feeding
## 9             sales_t2
## 10      business_reviews_t1
## 11    weekly_timeseries_issales
## 12             pdtn_oldstuck
## 13      business_reviews_t2
## 14    weekly_ts_is_should_sales
## 15             businesses_t1
## 16    weekly_ts_should_sales
## 17             businesses_t2
## 18 daily_expected_production_dates
## 19      daily_product_pdtntamt
## 20             businesses_t3
## 21    monthly_ts_is_should_sales
## 22                  items
## 23             datetable
```

Hier werden die Daten mittels SQL selektiert

```
product_ts <- dbGetQuery(con, "SELECT * FROM baker_yelp_dbt_prod.products_weekly_ts")
```

Datentypen und Werte einsehen

```
str(product_ts)
```

```
## 'data.frame': 425 obs. of 15 variables:
## $ endofweek : Date, format: "2023-07-09" "2023-07-02" ...
## $ banana50_amt : num 9 3 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ square50_amt : num 148 142 124 136 148 ...
## $ local50_amt : num 7.5 12.5 17.5 17.5 22.5 22.5 25 15 30 30 ...
## $ banana100_amt : num 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ local100_amt : num 190 185 177 201 190 ...
## $ special100_amt: num 675 1732 1674 1752 1657 ...
## $ special150_amt: num 1319 128 149 158 163 ...
## $ local200_amt : num 253 244 250 234 269 ...
## $ special200_amt: num 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ local250_amt : num 50.4 50.4 42 50.4 49 42 40.6 33.6 42 50.4 ...
## $ local300_amt : num 569 519 524 580 543 ...
## $ special400_amt: num 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ special500_amt: num 706 624 623 697 630 ...
## $ special800_amt: num 60.5 21.6 32.7 68.7 44.1 ...
```

Statistik der Daten einsehen, um die Zentrale Tendenz und die Streuung der Daten zu verstehen.

```
summary(product_ts)
```

```
##      endofweek      banana50_amt      square50_amt      local50_amt
## Min.   :2015-05-24 Min.   : 0.0 Min.   : 0.00 Min.   : 0.000
## 1st Qu.:2017-06-04 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.00 1st Qu.: 0.000
## Median :2019-06-16 Median : 48.0 Median : 0.00 Median : 0.000
## Mean   :2019-06-16 Mean   :135.8 Mean   : 66.88 Mean   : 1.688
## 3rd Qu.:2021-06-27 3rd Qu.:276.0 3rd Qu.:135.00 3rd Qu.: 0.000
## Max.   :2023-07-09 Max.   :542.4 Max.   :450.00 Max.   :40.000
## banana100_amt      local100_amt      special100_amt      special150_amt
## Min.   : 0.000 Min.   : 0.0 Min.   : 0.0 Min.   : 0.0
## 1st Qu.: 0.000 1st Qu.: 66.3 1st Qu.: 196.3 1st Qu.: 0.0
## Median : 0.000 Median :170.0 Median : 973.5 Median : 0.0
## Mean   : 7.916 Mean   :161.9 Mean   : 889.5 Mean   : 164.8
## 3rd Qu.: 0.000 3rd Qu.:238.0 3rd Qu.:1440.5 3rd Qu.: 301.0
## Max.   :107.500 Max.   :528.7 Max.   :2352.9 Max.   :1318.6
## local200_amt      special200_amt      local250_amt      local300_amt
## Min.   : 0.0 Min.   : 0.000 Min.   : 0.0 Min.   : 0.0
## 1st Qu.: 0.0 1st Qu.: 0.000 1st Qu.: 15.4 1st Qu.: 72.1
## Median : 93.2 Median : 0.000 Median : 56.0 Median :349.3
## Mean   :113.5 Mean   : 8.179 Mean   :143.2 Mean   :319.5
## 3rd Qu.:231.6 3rd Qu.: 0.000 3rd Qu.:237.3 3rd Qu.:518.7
## Max.   :351.6 Max.   :134.940 Max.   :607.6 Max.   :777.7
## special400_amt      special500_amt      special800_amt
## Min.   : 0.00 Min.   : 0.0 Min.   : 0.00
## 1st Qu.: 0.00 1st Qu.: 100.4 1st Qu.: 2.40
## Median : 0.00 Median : 435.2 Median : 19.20
## Mean   : 13.17 Mean   : 384.1 Mean   : 25.08
## 3rd Qu.: 0.00 3rd Qu.: 581.0 3rd Qu.: 38.40
## Max.   :534.48 Max.   :1004.7 Max.   :110.40
```

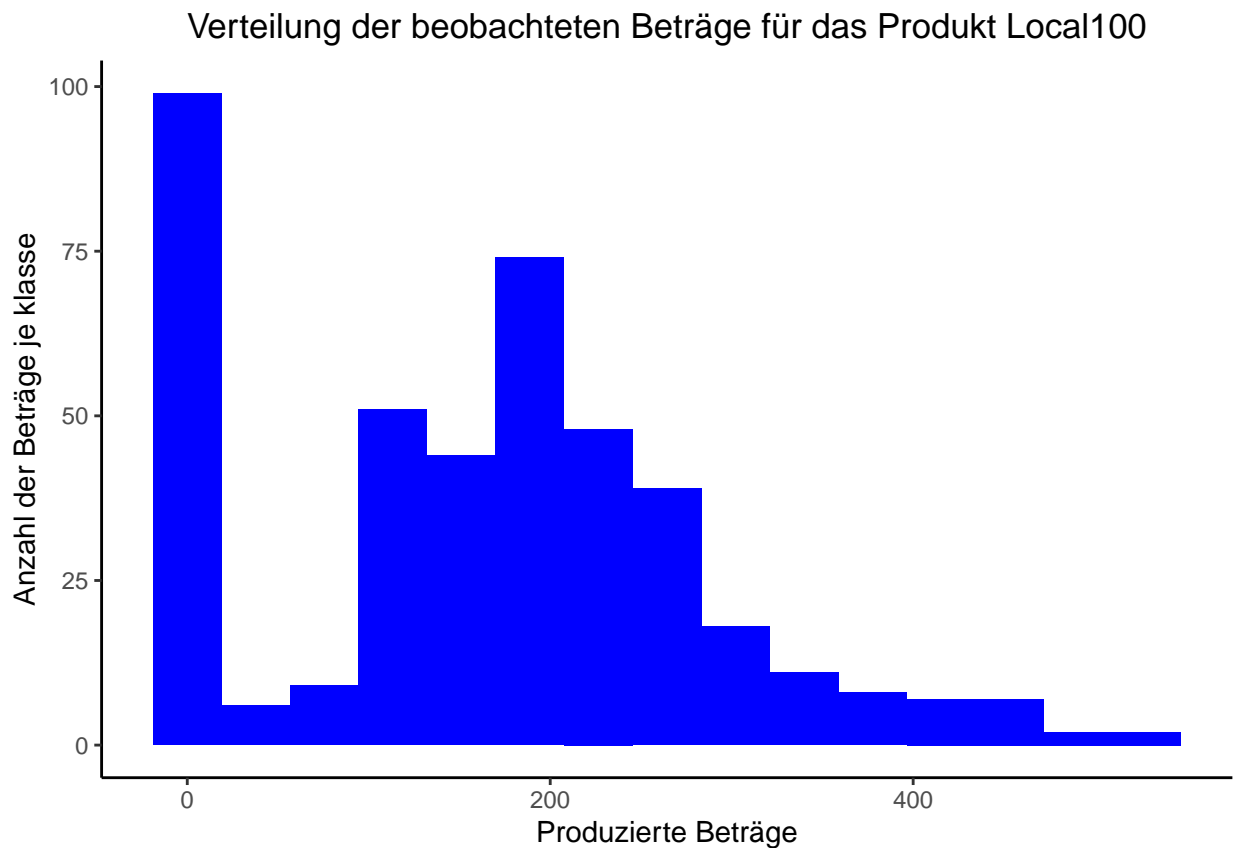
Beobachtungen:

- Die Daten wurden von mitte 2015 bis mitte 2023 gesammelt.

- Bei viele Produkte(spezial150_amt) liegt der mittleren Wert bei 0. D.H Bis zu 50% ihre Beträge liegen bei 0 Geld Einheiten(GE).
- Der minimale produzierte Betrag bei alle Produkte liegt bei 0 GE.
- Der höchste durchschnittliche produzierte Betrag über den ganzen Zeitraum ist bei dem Produkt special200_amt beobachtet und dasselbe Produkt hat der höchste produzierte Betrag unter alle Produkten.Allerdings liegt sein Mittelwert bei 0 GE.
- Bei der Produkte local100_amt, local300_amt und special100_amt liegen der Mittelwert und der Durchschnitt nah beieinander.Diese weist auf einer quasi Normal Verteilung hin spricht die Daten sind quasi gleichverteilt.

Ein Histogramm für das Produkt Local100_amt

```
g1 <- product_ts %>%
  ggplot(aes(x = local100_amt)) +
  geom_histogram(fill = "blue", bins = 15) +
  xlab("Produzierte Beträge") +
  ylab("Anzahl der Beträge je klasse") +
  theme_classic() +
  ggtitle("Verteilung der beobachteten Beträge für das Produkt Local100") +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5)
  )
g1
```



Ein neue Datensatz wird hier erzeugt

```
product_ts_long <- product_ts %>% pivot_longer(cols = ends_with("amt"), names_to = "products", values_to = "amt")
```

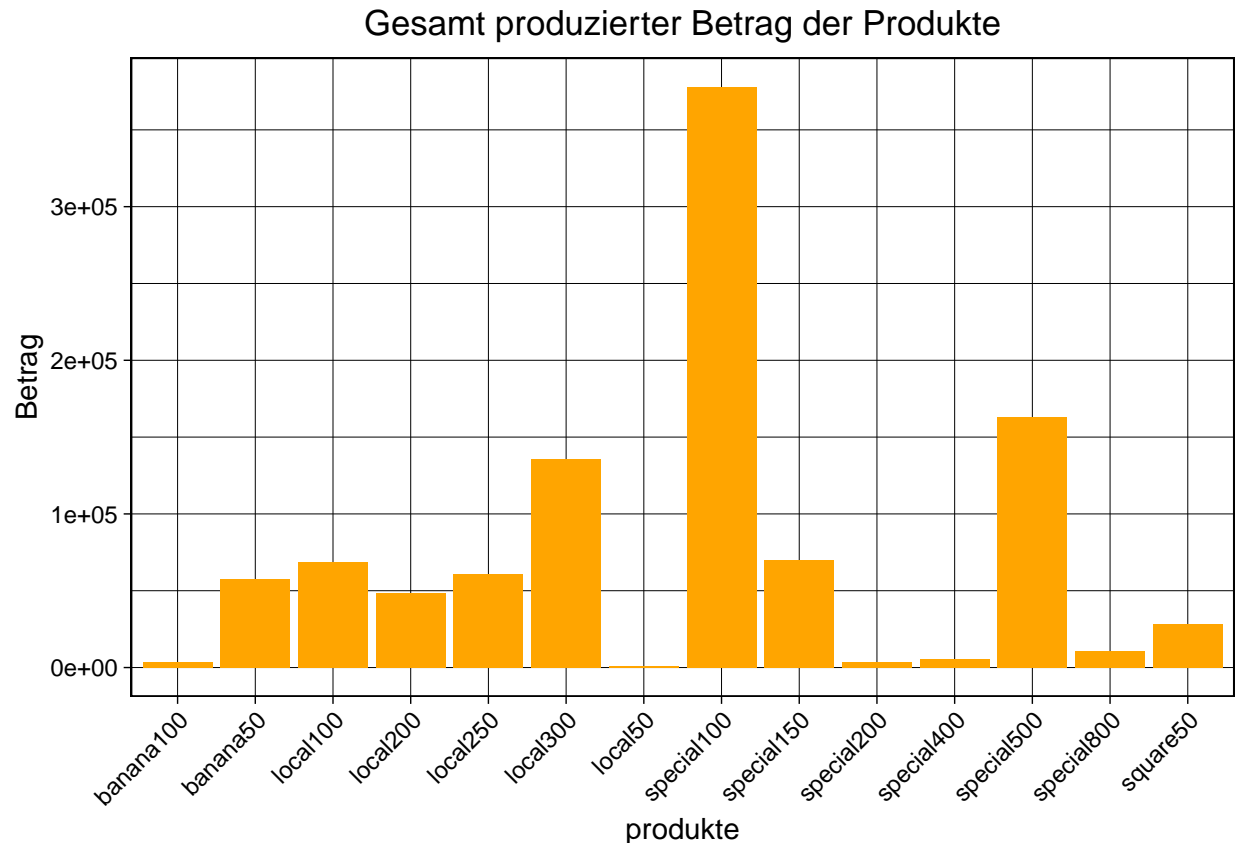
Statistik der Daten einsehen.

```
summary(product_ts_long)
```

```
##      endofweek      products      weekly_amount
## Min.      :2015-05-24  Length:5950      Min.       :  0.0
## 1st Qu.:2017-06-04   Class :character 1st Qu.:   0.0
## Median :2019-06-16   Mode  :character Median    : 13.8
## Mean    :2019-06-16                      Mean     : 174.0
## 3rd Qu.:2021-06-27                      3rd Qu.: 229.9
## Max.    :2023-07-09                      Max.     :2352.9
```

Die produzierte Menge der Produkte werden hier verglichen

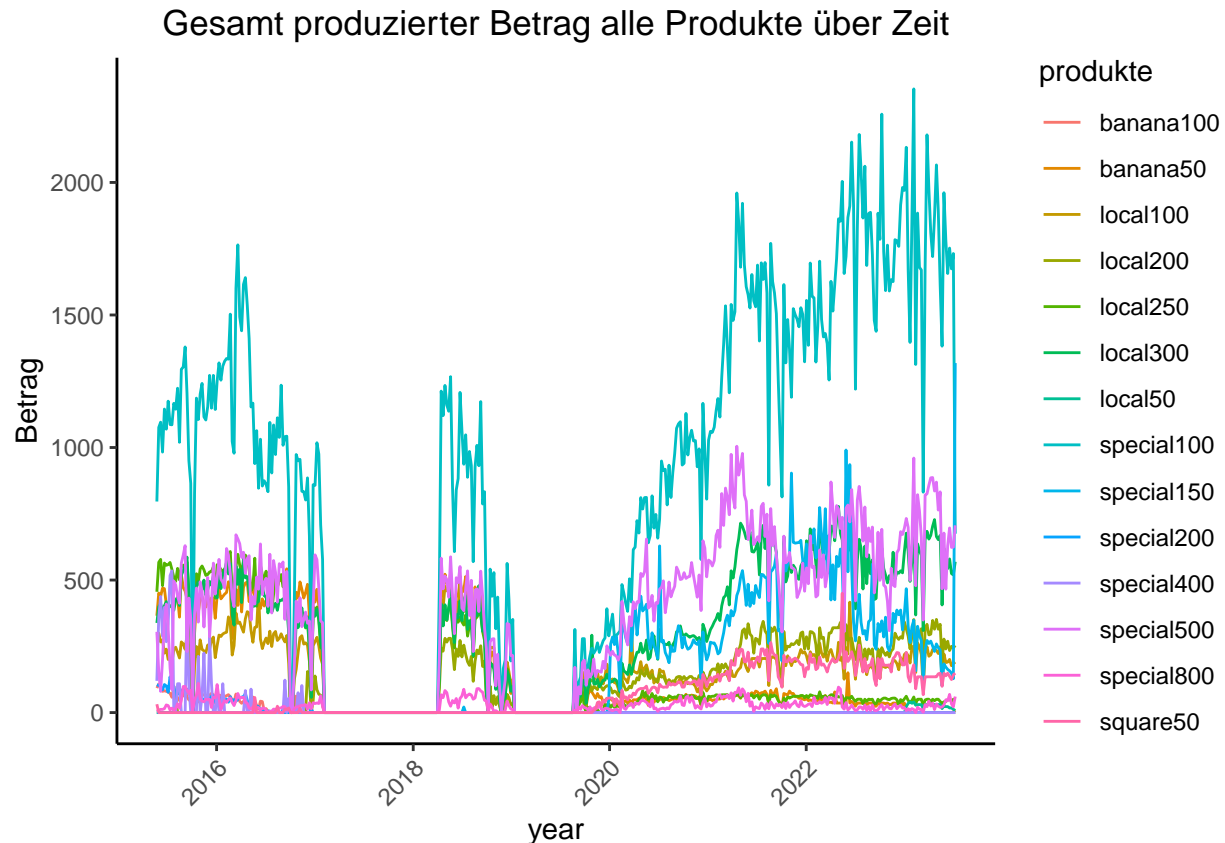
```
gplot_2 <- product_ts_long %>%
  mutate(
    produkte = str_sub(products, 1, str_length(products) - 4)
  ) %>%
  group_by(produkte) %>%
  summarise(total_amount = sum(weekly_amount)) %>%
  ggplot(aes(x = produkte, y = total_amount)) +
  geom_col(fill = "orange") +
  ylab("Betrag") +
  ggtitle("Gesamt produzierter Betrag der Produkte") +
  theme_linedraw() +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5),
    axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)
  )
gplot_2
```



+Aus der obige Graphic stellt sich fest, dass Special100, Special500 und local300 die höchste produzierte Beträge erzielt hatten.

Zeitlich produzierte Menge für jedes Produkt

```
gplot_3 <- product_ts_long %>%
  mutate(
    produkte = str_sub(products, 1, str_length(products) - 4)
  ) %>%
  ggplot(aes(x = endofweek, y = weekly_amount, col = produkte )) +
  geom_line() +
  xlab("year") +
  ylab("Betrag") +
  ggtitle("Gesamt produzierter Betrag alle Produkte über Zeit") +
  theme_classic() +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5),
    axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)
  )
gplot_3
```

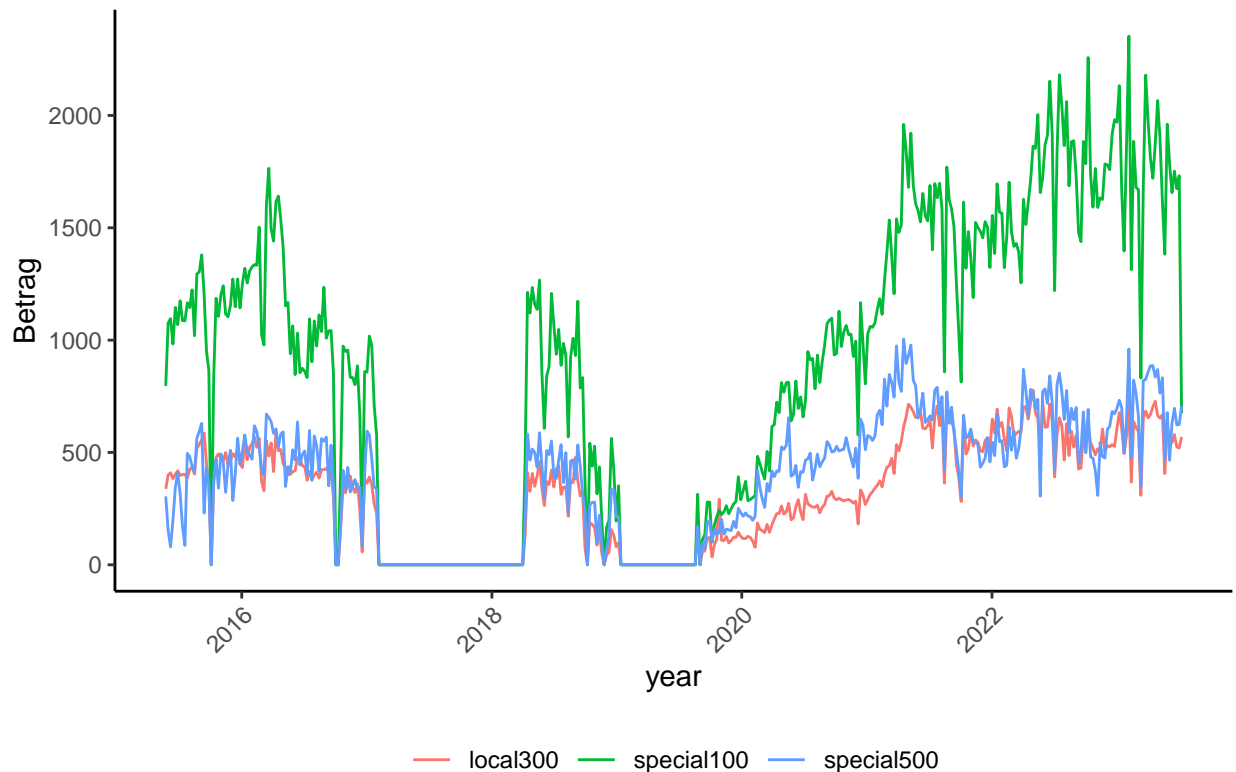


Aus der obigen Graphik kann man sehen, dass produktionsdaten für alle Produkte zu derselben Zeiten gesammelt wurden. Es gibt Produkte, die nach 2020 in der Produktion gewachsen sind. Die steigende Produktionsmengen könnte von den Nachfrage am Markt oder die Qualität der Produkte bzw. wachsenden Kundenbasis gewesen sein. Bei viele anderen Produkte ist die Produktion nach wie vor 2020 niedrig geblieben sind. Diese könnte man als eine Niche betrachten.

Zeitlich produzierte Menge für die drei meist produzierte Produkte

```
gplot_4 <- product_ts_long %>%
  dplyr::filter(products %in% c("special100_amt", "special500_amt", "local300_amt")) %>%
  mutate(
    produkte = str_sub(products, 1, str_length(products) - 4)
  ) %>%
  ggplot(aes(x = endofweek, y = weekly_amount, col = produkte)) +
  geom_line() +
  xlab("year") +
  ylab("Betrag") +
  ggtitle("Gesamt produzierter Betrag der besten Produkte über die Zeit") +
  theme_classic() +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5),
    axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1),
    legend.position = "bottom",
    legend.title = element_blank()
  )
gplot_4
```

Gesamt produzierter Betrag der besten Produkte über die Zeit



- Vor 2020 wurde bei diesen Produkten in verschiedene Zeitabständen beobachtet.
- Ab 2020 ist bei diesen Produkten eine steigende Trend zu sehen.
- Special100 ist mit Abstand das meist produzierte Produkt, während local300 and special500 nach 2023 gegen einander konkurrieren haben.

Zeitreihe Analyse (Point Forecast spricht Durchschnitt Vorhersagen).

In Zeitrreihe Analyse geht es um Forecasting. Forecasting an Sicht ist eine *qualitative or quantitative Methode*, die historische Daten, Information oder Wissen über ein Ereignis nutzt, um *kurz, mittel oder langfristig* Werte des Ereignisses vorherzusagen. Zeitrreihe Forecasting basiert auf statistische oder quantitative Methode. D.h Die Prognose basierend explizit auf historische Daten, die Möglicherweise Information oder Muster über das beobachtete Ereignis beinhaltet. Dazu sind die Beobachtungen der Zeitrreihe eine Zusammensetzung von *unabhängig, identisch verteilte zufallsvariablen* sprich ein *White-noise prozess*. Wichtig zu wissen ist, dass eine Zeitrreihe ist Zeitabhängig. D.h Die Beobachtungen müssen mit einer Zeit Komponent gesammelt. Diese Methode ist für die Prognose von Aktienkurs, Umsatz, Verkaufs -oder Produktionszahlen usw. geeignet. Da *das Paderborner Local Bakery* wieder anstoßen möchte und möchte diese Entscheidung Datengetrieben tun, wird eine Zeitrreihe Forecast für die Produktionszahlen sein meist produziertes Produkt durchgeführt. Ziel der Zeitrreihe ist eine mindestens 6 monatige Forecast für das meist produziertes Produkt zu entwickeln. Damit könnte Local Bakery sehen wie die Produktion dieses Produkt unter Normale Umstände entwickelt hätte. Die Forecast wird die Grundlage für die Entscheidung des Markts wieder einzutreten bilden.

Wichtige Statistiken für stationäre Zeitrreihe Analyse

Eine stationäre Zeitrreihe ist Eine mit einem konstanten mittelwert über den betrachteten Zeitraum.

1. Mittelwert: Misst die zentrale Tendenz einer Verteilung oder eine Zeitrreihe in diesem Fall.

$$U = [1/N \sum_{i=1}^N i] \text{ --- (1)}$$

2. Varianz: Misst die Verteilung um den Mittelwert oder zur Bestimmung der Stärke der Schwankungen vom Mittelwert.

$$V = [1/N \sum_{i=1}^N (i - U)^2] \text{ --- (2)}$$

3. Standardabweichung: Wurzel von der Varianz.

$$S = [\sqrt{V}] \text{ --- (3)}$$

4. Kovarianz: Zusammen mit der Korrelation erklärt die Beziehung zwischen Variablen derselben Länge. Die Beziehung kann -ve, +ve oder nicht-existnz sein. Gegeben Zwei beobachtete Ereignisse *a* und *b* derselben Länge. Dann ist die Kovarianz definiert als

$$C_{a,b} = 1/N \sum_{i=1}^N (a_i - U_a)(b_i - U_b) \text{ --- (4)}$$

$$C_{Yl} = 1/N - 1 \sum_{t=1}^{N-l} (Y_t - U_{ay})(Y_{t+1} - U_{by}) \text{ --- (4.1)}$$

Für eine Zeitrheie mit gerade Länge wobei *l* die Anzahl der Verschiebung benötigt um die Kovarianz zu berechnen. Dies hilft dabei die Zeitrheie Linearische flexible darzustellen. Wenn *l*=0, dann ist die Zeitrheie noch nicht verschoben.

Die Interpretation der Kovarianz Werte sin wie folgt zu interpretieren,

$$C_{a,b} = 0 \text{ d.h keine Korrelation zwischen } a \text{ und } b.$$

$$C_{a,b} < 0, \text{ d.h eine negative Korrelation zwischen } a \text{ und } b.$$

$$C_{a,b} > 0, \text{ d.h eine positive Korrelation zwischen } a \text{ und } b.$$

5. Korrelation: Diese ergibt sich aus der Kovarianz.

- Ein Wert Nah -1 zeigt eine Starke negative Beziehung zwischen a und b.
- Ein Wert um die 0 zeigt keine Beziehung zwischen a und b.
- Ein Wert Nah 1 zeigt eine Starke positive Beziehung zwischen a und b.

6. Autokorrelation Koeffizient: Diese ergibt sich aus der Kovarianz und Standabweichung von den gemessene Variable. Betracht a und b, dann ist die diese Koffizient wie folgt berechnet:

$$Y_{a,b} = C_{a,b}/S_a * S_b \text{ mit } -1 \leq Y_{a,b} \leq 1 \text{ --- (5)}$$

Ein geeignetes Objekt für Zeitrheie Analyse wird hier erzeugt. Diese ist für die meist produzierten Produkte

```
products <- product_ts_long %>%
  dplyr::filter(year(endofweek) %in% c(2020, 2021, 2022, 2023) & products %in% c("special100_amt", "special300_amt", "special500_amt"))
  arrange(desc(endofweek)) %>%
  mutate(weekly = yearweek(endofweek))
products
```

```
## # A tibble: 552 x 4
##   endofweek products      weekly_amount weekly
##   <date>      <chr>          <dbl>    <week>
## 1 2023-07-09 special100_amt      675. 2023 W27
## 2 2023-07-09 local300_amt      569. 2023 W27
## 3 2023-07-09 special500_amt      706. 2023 W27
## 4 2023-07-02 special100_amt     1732. 2023 W26
## 5 2023-07-02 local300_amt      519. 2023 W26
## 6 2023-07-02 special500_amt      624. 2023 W26
## 7 2023-06-25 special100_amt     1674. 2023 W25
## 8 2023-06-25 local300_amt      524. 2023 W25
## 9 2023-06-25 special500_amt      623. 2023 W25
## 10 2023-06-18 special100_amt     1752. 2023 W24
## # i 542 more rows
```

Die Schlüssel sowie das Index der Zeitrheihen werden hier definiert. Der Schlüssel bestimmt eine Zeile eindeutig.

```
local_bakery_production_ts <- products |> as_tsibble(index = weekly, key = c(endofweek, products))
```

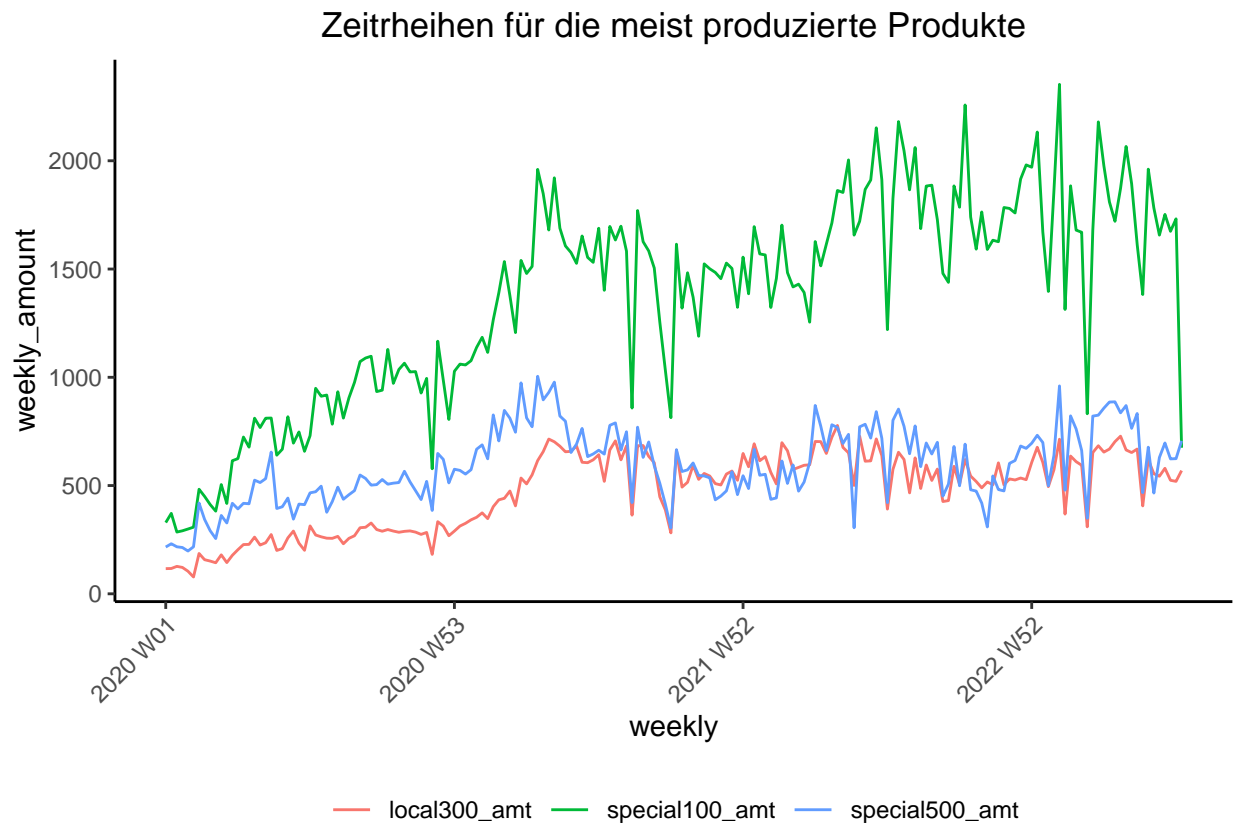
Der Kopf der Reihen anschauen. Da sieht man, dass es sich um wöchentliche Zeitrheihen handelt.

```
head(local_bakery_production_ts, 6)
```

```
## # A tsibble: 6 x 4 [1W]
## # Key:      endofweek, products [6]
##   endofweek products      weekly_amount weekly
##   <date>      <chr>          <dbl>    <week>
## 1 2020-01-05 local300_amt      116. 2020 W01
## 2 2020-01-05 special100_amt      329. 2020 W01
## 3 2020-01-05 special500_amt      216. 2020 W01
## 4 2020-01-12 local300_amt      117. 2020 W02
## 5 2020-01-12 special100_amt      371. 2020 W02
## 6 2020-01-12 special500_amt      231. 2020 W02
```

Zeitrheihen für die meist produzierte Produkte graphisch darstellen.

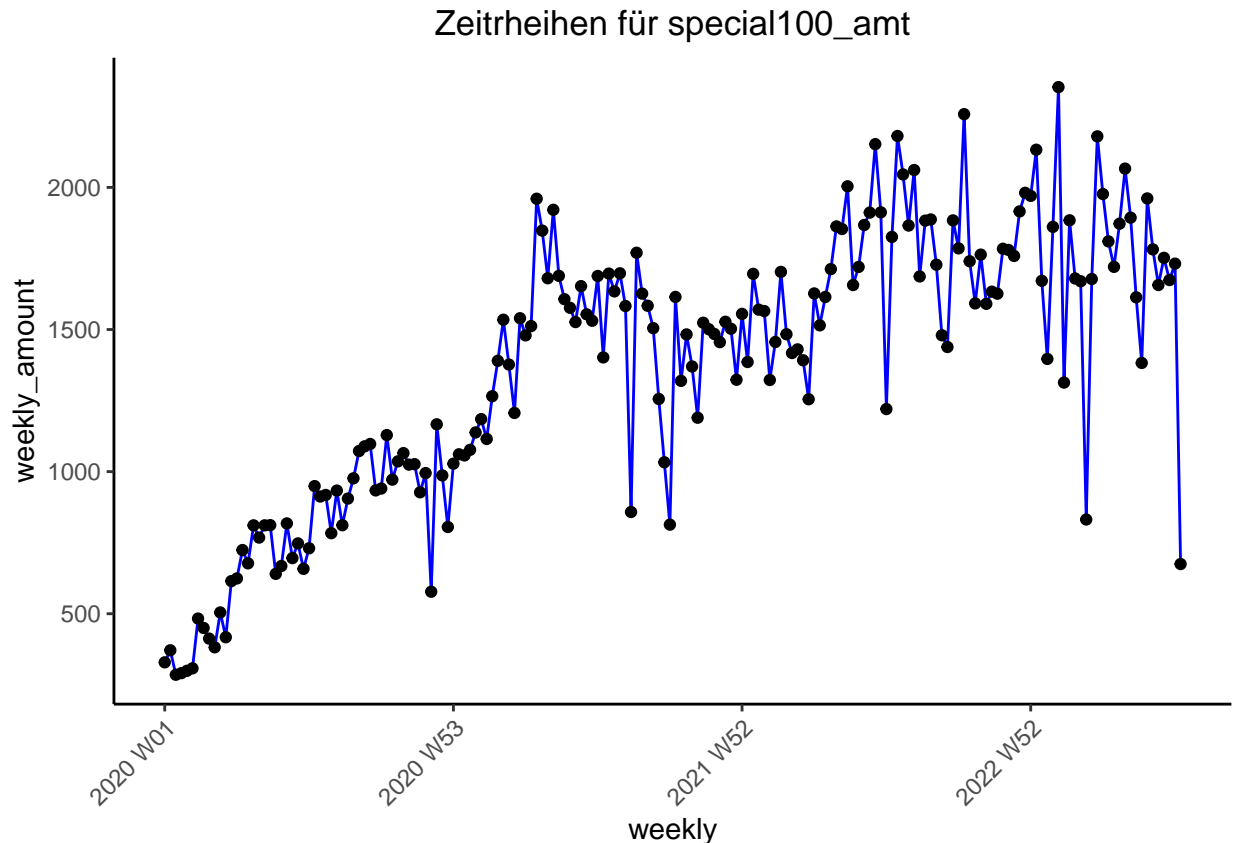
```
local_bakery_production_ts %>%
  ggplot(aes(x = weekly)) +
  geom_line(aes(y = weekly_amount, color = products)) +
  labs(title = "Zeitrheihen für die meist produzierte Produkte") +
  theme_classic() +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5),
    axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1),
    legend.position = "bottom",
    legend.title = element_blank()
  )
```



```

local_bakery_production_ts[local_bakery_production_ts$products == "special100_amt",] %>%
  ggplot(aes(x = weekly)) +
  geom_line(aes(y = weekly_amount), color = "blue") +
  geom_point(aes(y = weekly_amount), color = "black") +
  labs(title = "Zeitrheihen für special100_amt") +
  theme_classic() +
  theme(
    plot.title = element_text(hjust = 0.5),
    axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1)
  )

```



Betrachte man die Graphik für das meist produzierte Produkt sprich special100_amt, dann kann man folgendes beobachten

- Die Zeitrreihe zeigt allgemein einen steigenden Trend von 2020 bis Mitte 2023, obwohl der Trend ab Ende 2022 gesunken ist.
- Die Variation ist über die ganze Zeit ziemlich konstant bzw. gleich.
- Es gibt keine Woche ohne Beobachtung.

Aus der Beobachtung kann man davon ausgehen, dass die Zeitrreihe **nicht Stationär** ist. D.h der Mittelwert der produzierte Menge dieses Produkts hatte sich von einer Woche auf der Andern geändert. Die Stationarität ist ein wichtiges Konzept in statistische Zeitrreihe Analyse. Es gibt viele statistische Methode, die für Zeitrreihe Forecasting geeignet sind. Unter anderen sind MA, AR, ETS, Tbats, Theta, ARMA, ARIMA uws. Jedoch ist ARIMA(Auto Regresive Integrated Moving Averag) die gängige Methode, die oft verwendet wird, vor allen wenn die Zeitrreihe Stationär. Da die aktuelle Zeitrreihe nicht Stationär ist, wird diese erst mal transformiert sodass sie die Bedingungen eine Stationäre Zeitrreihe erfüllt. Dannach wird ARIMA benutzt um geeignete Werte für die Forecasting zu bestimmen. Zur Bestimmung die Beste Methode für die Forecasting wird die itarative Box-Jenkins Methode verwendet.

—Die Analyse ist noch nicht abgeschlossen—