

Encuesta de Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE)

Diana Villasana Ocampo

Contents

Motivo de la migración	2
Indicadores	2
Estructura jerárquica	4
Motivo de la ausencia: Trabajo	4
Serie de tiempo jerárquica	6
Nivel 1: Región	7
Nivel 2: Ciudad autorepresentada	8
Forecasting: Motivo de trabajo	10
Motivos de ausencia en general	14
Modelo jerárquico	20
Nivel 2: Cuidad autorepresentada	21
Nivel 3: Motivo de la ausencia	22
Forecasting: Motivo de la ausencia en general	24
Librerías	28
Bibliografía	28

Motivo de la migración ¹

Los datos son recopilados de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), siendo, la fuente principal de información sobre el mercado laboral mexicano al ofrecer datos de manera trimestral de la fuerza de trabajo, ocupación, la informalidad laboral, la subocupación y desocupación.

La ENOE inicia su levantamiento en 2005 y se repite en intervalos regulares de tiempo, captando la información a nivel nacional. Este tipo de encuesta permite captar y conocer de mejor manera las características socioeconómicas de la población mexicana de 15 años y más.

El objetivo del trabajo es implementar y comparar las diferentes series de tiempo de manera jerárquica y permitir el desglose de las causas de migración.

Indicadores

Tomando las preguntas del cuestionario de las cuales son más de trescientas con 150 mil casos a nivel nacional en los diferentes periodos de tiempo.

Se toma como referencia la pregunta **cs_ad_mot Motivo de la migración** en la cual se desglosa en las siguientes categorías.

- Trabajo
- Estudio
- Se casó o unió
- Se separó o divorció
- Problemas de salud
- Reunirse con la familia
- Inseguridad pública
- Falleció
- Otro Motivo
- No sabe

De las cuales solo se toman 5 casos para el propósito del presente trabajo.

Base de datos

```
T.Trabajo<-read.xlsx("Resultados ENOE.xlsx",sheet="Trabajo",colNames = TRUE,detectDates = TRUE)
T.Estudio<-read.xlsx("Resultados ENOE.xlsx",sheet="Estudio",colNames = TRUE,detectDates = TRUE)
T.Union<-read.xlsx("Resultados ENOE.xlsx",sheet="Union",colNames = TRUE,detectDates = TRUE)
T.Divorcio<-read.xlsx("Resultados ENOE.xlsx",sheet="Divorcio",colNames = TRUE,detectDates = TRUE)
T.Familia<-read.xlsx("Resultados ENOE.xlsx",sheet="Reunirse con un familiar",colNames = TRUE,detectDates = TRUE)
```

Se divide entre la población, debido a que si toman los absolutos de las personas que cambiaron de residencia por alguno de los diferentes motivos de ausencia. Estos tienden a ser mayores en algunas ciudades, debido se tiene mayor densidad de población.

Permitiendo así la comparabilidad entre ciudades por una razón de cada 1000 personas.

```
#Población Total
T.Poblacion<-read.xlsx("Resultados ENOE.xlsx",sheet="Población",colNames = TRUE,detectDates = TRUE)
Periodo<-T.Poblacion$Periodo #Se guarda el vector tiempo

T.Trabajo<-data.frame(Periodo,T.Trabajo[,2:length(T.Trabajo)]/T.Poblacion[,2:length(T.Poblacion)]*1000)
T.Estudio<-data.frame(Periodo,T.Estudio[,2:length(T.Estudio)]/T.Poblacion[,2:length(T.Poblacion)]*1000)
T.Union<-data.frame(Periodo,T.Union[,2:length(T.Union)]/T.Poblacion[,2:length(T.Poblacion)]*1000)
T.Divorcio<-data.frame(Periodo,T.Divorcio[,2:length(T.Divorcio)]/T.Poblacion[,2:length(T.Poblacion)]*1000)
T.Familia<-data.frame(Periodo,T.Familia[,2:length(T.Familia)]/T.Poblacion[,2:length(T.Poblacion)]*1000)
```

¹(<https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/>)

```
# Todo en un data.frame
mydata<-do.call(cbind.data.frame,list(T.Trabajo,T.Estudio[,2:length(T.Estudio)],
T.Union[,2:length(T.Union)],
T.Divorcio[,2:length(T.Divorcio)],
T.Familia[,2:length(T.Familia)]))
```

Table 1: Tasas de migración por algún motivo de ausencia

Periodo	Centro ACA_Trabajo	Centro CUER_Trabajo	Centro Centro_MEX_Trabajo	Centro PACH_Trabajo	Centro Centro_PUE_Trabajo
2005-01-01	11.76	5.77	3.61	6.54	3.23
2005-04-01	11.31	6.27	4.07	7.54	4.53
2005-07-01	6.24	4.27	2.34	3.37	2.29
2005-10-01	3.07	3.22	1.28	3.00	2.69
2006-01-01	6.83	4.08	1.21	3.17	2.47
2006-04-01	3.89	3.44	1.96	3.18	1.49

El tipo de agregación jerárquico es geográfico donde se agrupan las 32 ciudades autorepresentadas en regiones. Se consideraron 5 regiones del país para que los cálculos no fueran tan extensos a la hora de interpretarlos.

Table 2: Estructura general de las regiones

Región	Clave	Ciudad
Centro	11	Acapulco
	24	Cuernavaca
	01	México
	32	Pachuca
	04	Puebla
	14	Toluca
	29	Tlaxcala
Noreste	21	Durango
	03	Monterrey
	06	San Luis Potosí
	15	Saltillo
	09	Tampico
Noroeste	08	Chihuahua
	19	Culiacán
	20	Hermosillo
	30	La Paz
	18	Tijuana
Occidente	12	Aguascalientes
	27	Colima
	02	Guadalajara
	05	León
	13	Morelia
	28	Querétaro
	22	Tepic
Sureste	26	Zacatecas
	31	Cancún
	23	Campeche
	07	Mérida
	25	Oaxaca
	17	Tuxtla Gutiérrez
	10	Veracruz
	16	Villahermosa

Estructura jerárquica

Cada uno de estos grupos de desglosan en categorías que están anidadas dentro de las categorías de grupos más grandes como 32 ciudades autorepresentadas y 5 regiones, por lo que se hace una recolección de 160 series de tiempo que siguen una estructura de agregación jerárquica.

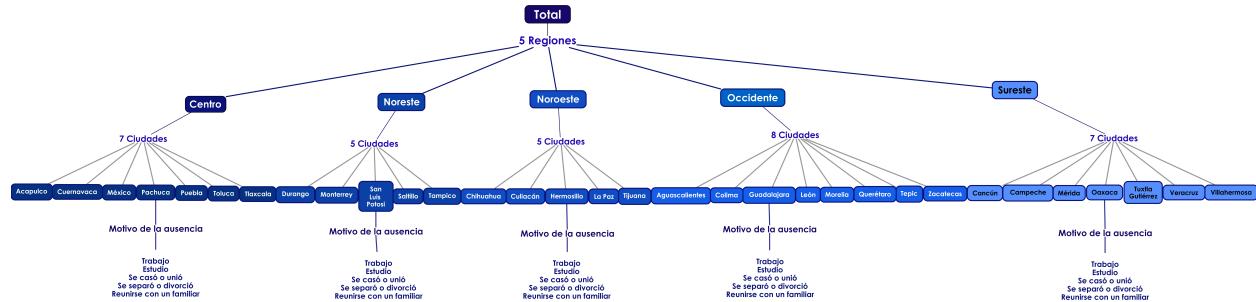


Figure 1: Esquema Jerárquico

El número de series en el nivel inferior es de 160 series, por lo que las observaciones en el nivel último sumaran a las observaciones del nivel anterior y así sucesivamente.

Los 5 motivos de la ausencia se transforman en series de tiempo, para analizarlos cada uno posteriormente.

```

ts.Trabajo<-ts(T.Trabajo[,2:length(T.Trabajo)],start=2005,end=2019,frequency = 4)
ts.Estudio<-ts(T.Estudio[,2:length(T.Estudio)],start=2005,end=2019,frequency = 4)
ts.Union<-ts(T.Union[,2:length(T.Union)],start=2005,end=2019,frequency = 4)
ts.Divorcio<-ts(T.Divorcio[,2:length(T.Divorcio)],start=2005,end=2019,frequency = 4)
ts.Familia<-ts(T.Familia[,2:length(T.Familia)],start=2005,end=2019,frequency = 4)
  
```

Motivo de la ausencia: Trabajo

Se analiza cómo caso particular el motivo de la ausencia por trabajo, para empezar familiarizarse con la jerarquización del modelo y posteriormente agregar de manera general los demás motivos expuestos al inicio.

Utilizando la función `dygraph` permite observar de manera iterativa multiple series de tiempo.

A continuación, se presenta de manera desagregada un análisis descriptivo de las 32 ciudades autorepresentadas.

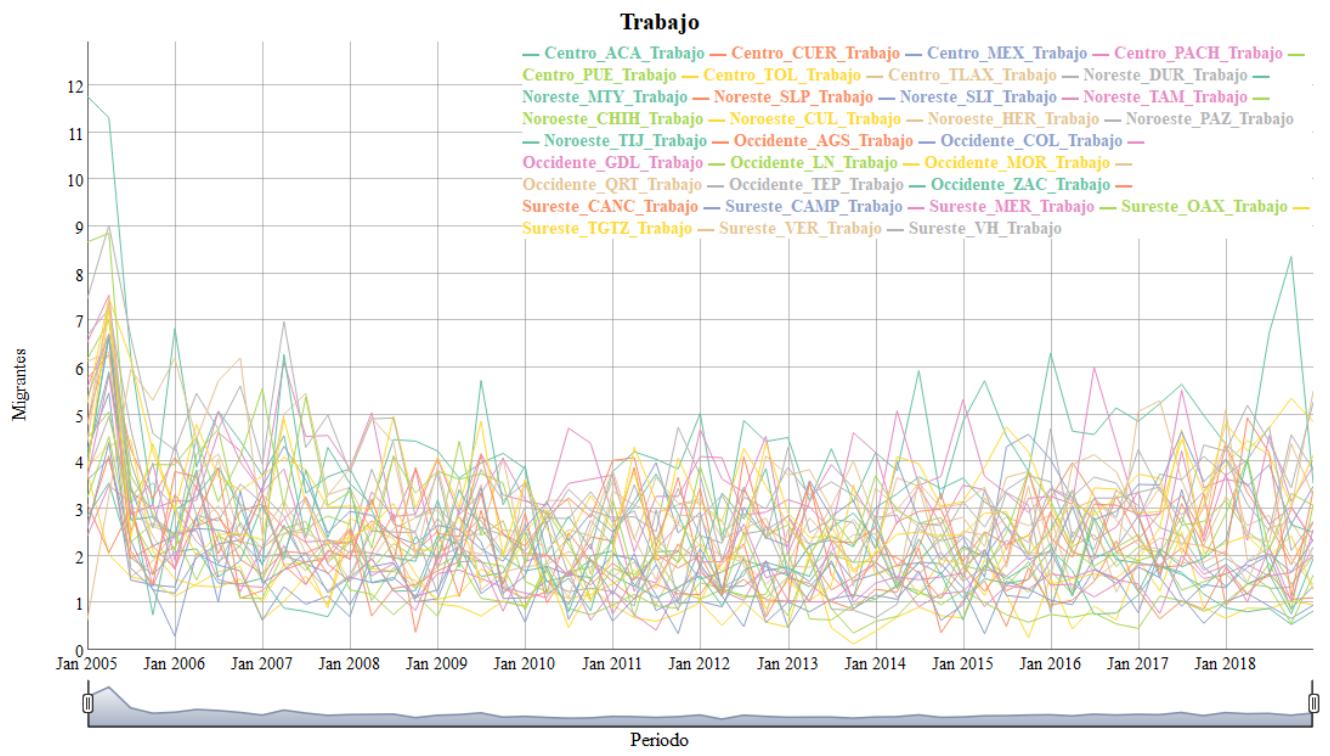


Figure 2: Motivo de trabajo

Table 3: Análisis descriptivo: Motivo de trabajo

vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
Centro_ACA_Trabajo	60	4.62	1.74	4.40	4.40	0.90	2.04	11.76	9.72	2.10	6.12	0.22
Centro CUER_Trabajo	60	2.59	1.02	2.42	2.49	0.81	1.00	6.27	5.27	1.24	2.27	0.13
Centro_MEX_Trabajo	60	1.86	0.65	1.83	1.80	0.59	0.84	4.07	3.23	0.95	1.35	0.08
Centro_PACH_Trabajo	60	3.60	1.13	3.37	3.52	0.82	1.24	7.54	6.29	0.91	1.60	0.15
Centro_PUE_Trabajo	60	1.83	0.69	1.77	1.77	0.71	0.85	4.53	3.68	1.09	2.19	0.09
Centro_TOL_Trabajo	60	1.17	0.68	0.97	1.08	0.49	0.13	3.76	3.63	1.38	2.23	0.09
Centro_TLAX_Trabajo	60	2.86	1.05	2.78	2.75	0.75	1.23	7.32	6.09	1.54	4.11	0.14
Noreste_DUR_Trabajo	60	2.38	1.25	2.25	2.22	1.02	0.68	7.24	6.56	1.65	3.90	0.16
Noreste_MTY_Trabajo	60	1.56	0.58	1.53	1.51	0.53	0.54	3.55	3.01	0.82	1.15	0.07
Noreste_SLP_Trabajo	60	2.21	1.04	2.06	2.11	0.76	0.38	6.63	6.25	1.48	3.89	0.13
Noreste_SLT_Trabajo	60	1.36	0.81	1.16	1.26	0.55	0.29	5.46	5.17	2.80	10.86	0.10
Noreste_TAM_Trabajo	60	3.43	0.97	3.26	3.32	0.65	1.90	6.72	4.82	1.13	1.48	0.13
Noroeste_CHI_Trabaj60	2.21	1.20	2.07	2.05	0.75	0.36	7.00	6.64	1.74	4.28	0.15	
Noroeste_CUL_Trabaj60	1.89	0.86	1.68	1.74	0.58	0.87	4.68	3.81	1.62	2.40	0.11	
Noroeste_HER_Trabaj60	2.30	0.96	2.09	2.15	0.57	0.95	6.33	5.38	2.33	6.90	0.12	
Noroeste_PAZ_Trabaj60	2.80	0.92	2.75	2.76	0.92	1.12	4.96	3.84	0.33	-0.54	0.12	
Noroeste_TIJ_Trabajo	60	2.87	1.13	2.93	2.80	1.11	0.74	6.28	5.54	0.73	0.89	0.15
Occidente_AGS_Trabaj60	1.56	0.74	1.35	1.46	0.51	0.36	4.13	3.76	1.39	2.21	0.10	
Occidente_COI_Trabaj60	3.06	0.89	2.91	3.00	0.84	1.26	6.65	5.38	1.06	2.60	0.12	
Occidente_GDL_Trabaj60	1.56	0.55	1.51	1.51	0.31	0.42	3.49	3.07	1.08	2.13	0.07	
Occidente_LN2_Trabajo	60	1.35	0.85	1.10	1.19	0.46	0.46	5.06	4.60	2.42	7.00	0.11
Occidente_MOB_Trabaj60	3.54	1.06	3.38	3.47	1.01	1.70	7.48	5.78	1.00	1.88	0.14	
Occidente_QR3_Trabaj60	2.90	1.18	2.75	2.78	1.03	1.10	7.42	6.32	1.19	2.22	0.15	
Occidente_TE2_Trabaj60	3.85	1.35	3.47	3.67	1.01	1.90	9.02	7.12	1.49	2.75	0.17	
Occidente_ZAC_Trabaj60	2.04	0.98	1.81	1.92	0.62	0.55	6.68	6.13	2.00	6.66	0.13	
Sureste_CAN26_Trabajo	60	2.64	0.83	2.53	2.61	0.85	1.13	4.93	3.80	0.38	-0.33	0.11
Sureste_CAM27_Trabajo	60	1.64	0.76	1.51	1.57	0.56	0.35	4.41	4.06	1.14	1.90	0.10
Sureste_MER_Trabajo	60	1.87	0.83	1.76	1.76	0.59	0.76	5.84	5.08	2.06	6.91	0.11
Sureste_OAX_Trabajo	60	3.10	1.39	2.88	2.90	1.11	1.46	8.85	7.40	2.26	6.71	0.18
Sureste_TGT20_Trabajo	60	3.03	1.14	2.66	2.92	0.78	1.03	7.24	6.21	1.12	1.46	0.15
Sureste_VER_Trabajo	60	3.18	1.19	3.03	3.09	0.95	0.63	6.20	5.57	0.63	0.44	0.15
Sureste_VH_Trabajo	60	2.87	0.97	2.73	2.78	0.80	0.83	6.69	5.86	1.20	2.89	0.13

Por causas de trabajo la ciudad de Acapulco muestra una media de 4.62 personas que emigraron por trabajo de cada 1000 personas.

Serie de tiempo jerárquica

Se utiliza la función `hts` para crear una serie de tiempo jerárquica.

Donde se utilizan los datos de último nivel y se utiliza el argumento `characters` donde los primeros dos caracteres corresponden al primer nivel (Región), los siguientes dos corresponden al segundo nivel (Ciudades) y como último los siete caracteres corresponden al motivo de la ausencia (Trabajo).

```
#Cambiamos los nombres de las columnas
Regiones<-c(rep("CE",7),rep("NE",5),rep("NW",5),rep("WE",8),rep("SO",7))
Ciudades<-c("11", "24", "01", "32", "04", "14", "29", "21", "03", "06", "15", "09")
Motivo<-c(rep("Trabajo",32))

nombres<-paste0(Regiones,Ciudades,Motivo) ## Largo de 11 /Regiones=2,Ciudades=2,Motivo=7
colnames(ts.Trabajo)<-nombres

#Nodos
Modelo1<-hts(ts.Trabajo,nodes=list(32),characters = c(2,2,7))

## Cambiamos las etiquetas
Modelo1$labels$`Level 1`<-c("Centro","Noreste","Noroeste","Sureste","Occidente")

str(Modelo1)

## List of 3
## $ bts : Time-Series [1:57, 1:32] from 2005 to 2019: 3.61 4.07 2.34 1.28 1.21 ...
```

```

## .. - attr(*, "dimnames")=List of 2
##   .. $ : NULL
##   .. $ : chr [1:32] "CE01Trabajo" "CE04Trabajo" "CE11Trabajo" "CE14Trabajo" ...
## $ nodes :List of 3
##   ..$ Level 1: int 5
##   ..$ Level 2: 'table' int [1:5(1d)] 7 5 5 7 8
##   ..$ - attr(*, "dimnames")=List of 1
##     .. $ : chr [1:5] "CE" "NE" "NW" "SO" ...
##   ..$ Level 3: 'table' int [1:32(1d)] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
##   ..$ - attr(*, "dimnames")=List of 1
##     .. $ : chr [1:32] "CE01" "CE04" "CE11" "CE14" ...
## $ labels:List of 4
##   ..$ Level 0: chr "Total"
##   ..$ Level 1: chr [1:5] "Centro" "Noreste" "Nordeste" "Sureste" ...
##   ..$ Level 2: chr [1:32] "CE01" "CE04" "CE11" "CE14" ...
##   ..$ Level 3: chr [1:32] "CE01Trabajo" "CE04Trabajo" "CE11Trabajo" "CE14Trabajo" ...
## - attr(*, "class")= chr [1:2] "hts" "gts"

summary(Modelo1)

## Hierarchical Time Series
## 4 Levels
## Number of nodes at each level: 1 5 32 32
## Total number of series: 70
## Number of observations per series: 57
## Top level series:
##          Qtr1      Qtr2      Qtr3      Qtr4
## 2005 150.10115 189.50095 105.34943 83.64470
## 2006 87.88879 98.82144 94.64277 86.91444
## 2007 76.17397 96.40943 84.16575 75.09985
## 2008 78.32982 79.13202 80.14333 65.80842
## 2009 75.49995 78.27446 85.29867 67.91160
## 2010 71.14257 66.85093 63.66083 64.90939
## 2011 71.05728 69.72721 66.72479 69.85382
## 2012 76.71346 59.92925 75.81415 71.07732
## 2013 67.50818 68.07943 68.27922 63.95937
## 2014 68.40740 69.60039 77.20437 67.11048
## 2015 68.64049 73.33141 73.86426 76.37298
## 2016 77.57279 73.08067 79.94755 76.56963
## 2017 79.38875 77.83358 86.94514 73.85239
## 2018 86.18150 81.59267 82.93226 75.61434
## 2019 84.29421

##
## Labels:
## [1] "Level 0" "Level 1" "Level 2" "Level 3"


#p<-smatrix(Modelo1) #Resumen de la matriz de hierarquical time series



#q<-allts(Modelo1) #Matrix de todos los niveles


```

Nivel 1: Región

```

Modelo1 %>%
  aggts(level=1) %>%
  autoplot(size=1) +

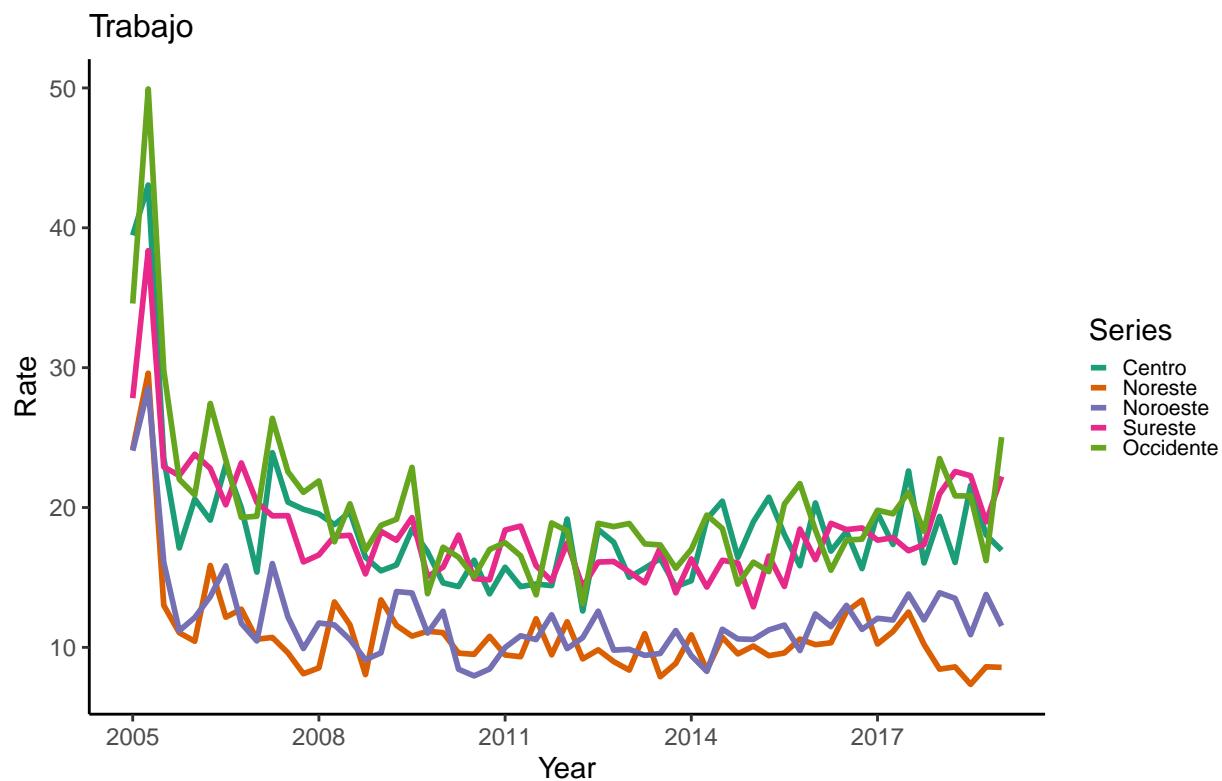
```

```

theme_classic() +
  theme(plot.title = element_text(size=20),
        plot.subtitle = element_text(size=12),
        legend.text = element_text(size=8),
        legend.key.size = unit(0.5, "lines"))
) +
  scale_color_viridis_d() +
  scale_color_manual(values=RColorBrewer::brewer.pal(5, "Dark2")) +
  scale_x_continuous(breaks=seq(2005,2019,by=3)) +
  labs(title = "Motivo de la ausencia 2005-2019",
       subtitle = "Trabajo",
       y="Rate",
       x="Year",
       color="Series")

```

Motivo de la ausencia 2005–2019

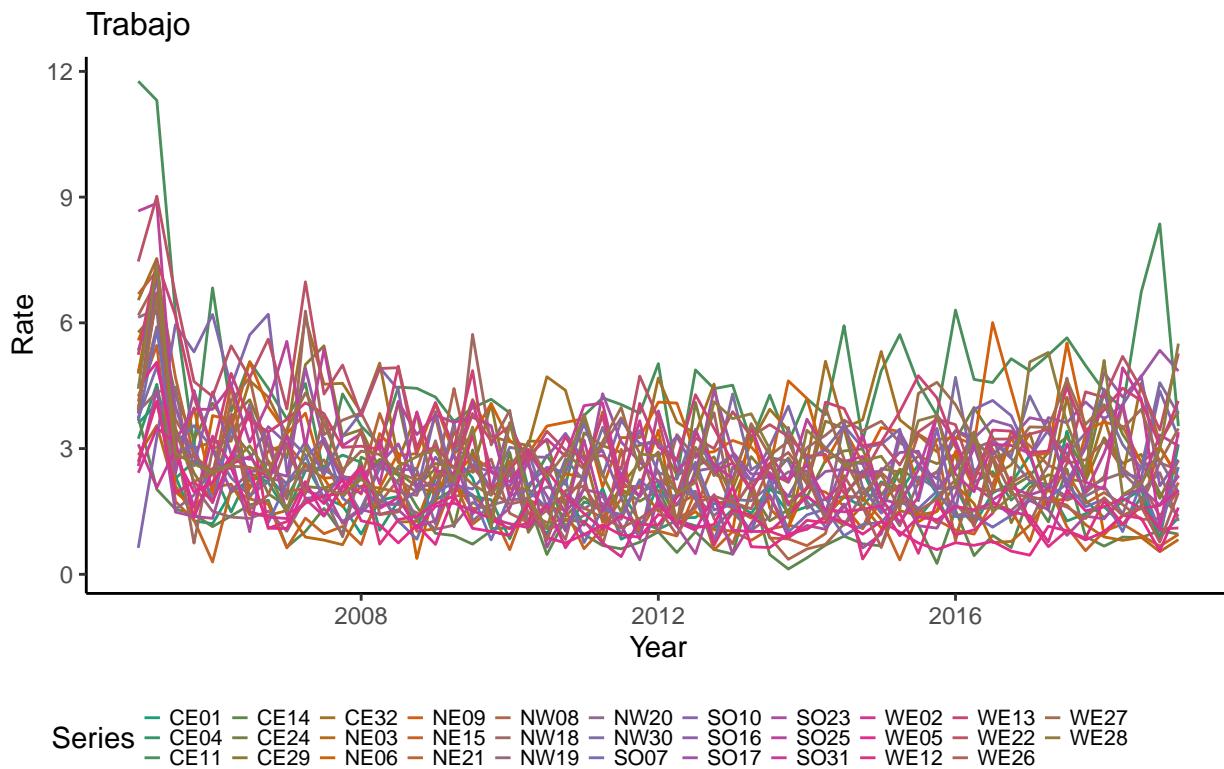


La gráfica superior muestra la tasa de migración por trabajo total por región. Donde se puede apreciar que la región Noreste y Noroeste presentan una menor movilidad con respecto a las demás.

Nivel 2: Ciudad autorepresentada

A continuación se muestran los datos desglosados por las 32 ciudades.

Motivo de la ausencia 2005–2019



Si bien la gráfica anterior no permite su interpretabilidad debido a que todo el ensamblaje de las series están muy juntas.

Haciendo uso de la función `aggrts` extrae las series temporales de un objeto `hts` para cualquier nivel de desagregación.

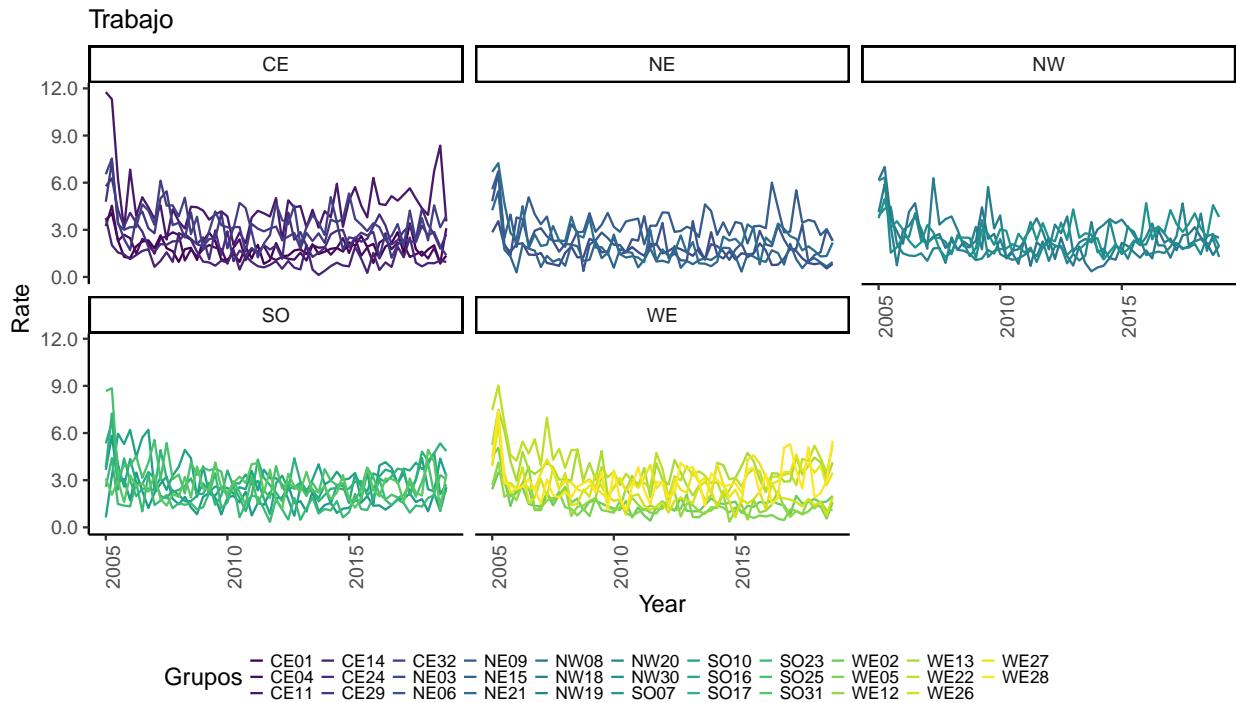
Para este caso, se están trabajando con dos niveles de desagregación (Regiones y Ciudades) y bien un Nivel Cero (Total).

```
groups <- aggrts(Modelo1, level=2)
```

La siguiente gráfica muestra las series de tiempo del nivel inferior, es decir, las tasas de migración por trabajo para cada una de las ciudades en sus respectivas regiones.

Ayudando así a visualizar de manera individual las series.

Motivo de la ausencia 2005–2019



Forecasting: Motivo de trabajo

Utilizando la función `forecast()` del paquete `hts`.

Se presentan tres opciones integradas para producir pronósticos usando el parámetro `fmethod`:

- **ETS Exponential Smoothing**,
- Modelos **ARIMA** • Caminatas aleatorias.

Enfoques ²

- *Enfoque de abajo hacia arriba “bottom-up”* (`method="bu"`): Pronostica del nivel más bajo de la jerarquía, es decir, los motivos de ausencia y luego va agregando los resultados a la jerarquía generar el pronóstico del nivel superior al último.
- *Enfoque de arriba hacia abajo “top-down”* (`method="tdfp"`): Pronostica en la jerarquía del nivel más alto, es decir, por regiones y luego va desglosando los resultados en la jerarquía.
- *Enfoque intermedio **“middle-out”* (`method="mo"`): Combina enfoques ascendentes y descendentes. Primero, se elige un “nivel medio” y se generan pronósticos para todas las series en este nivel. Para las series por encima del nivel medio, se generan pronósticos coherentes utilizando el enfoque de abajo hacia arriba agregando los pronósticos de “nivel medio” hacia arriba. Para las series por debajo del “nivel medio”, se generan pronósticos coherentes utilizando un enfoque de arriba hacia abajo al desglosar los pronósticos de “nivel medio” hacia abajo.

```
#h<<-forecast horizon
#method="mo"<<-"middle-out"
f.modelo1 <- forecast(Modelo1, h = 10, method = "mo", level=1,fmethod = "arima", parallel = TRUE,keep.f=TRUE)
```

²(Forecasting Hierarchical Time Series using R - Brillio Data Science - Medium. (n.d.). Retrieved March 31, 2020, from <https://medium.com/brillio-data-science/forecasting-hierarchical-time-series-using-r-598828dba435>)

```

str(f.modelo1)

## List of 7
## $ bts    : Time-Series [1:10, 1:32] from 2019 to 2022: 1.8 1.84 1.86 1.92 1.89 ...
## ..- attr(*, "dimnames")=List of 2
## ...$ : NULL
## ...$ : chr [1:32] "CE01Trabajo" "CE04Trabajo" "CE11Trabajo" "CE14Trabajo" ...
## $ histy   : Time-Series [1:57, 1:32] from 2005 to 2019: 3.61 4.07 2.34 1.28 1.21 ...
## ..- attr(*, "dimnames")=List of 2
## ...$ : NULL
## ...$ : chr [1:32] "CE01Trabajo" "CE04Trabajo" "CE11Trabajo" "CE14Trabajo" ...
## $ labels  :List of 4
## ...$ Level 0: chr "Total"
## ...$ Level 1: chr [1:5] "Centro" "Noreste" "Nordeste" "Sureste" ...
## ...$ Level 2: chr [1:32] "CE01" "CE04" "CE11" "CE14" ...
## ...$ Level 3: chr [1:32] "CE01Trabajo" "CE04Trabajo" "CE11Trabajo" "CE14Trabajo" ...
## $ method   : chr "mo"
## $ fmethod: chr "arima"
## $ fitted   : Time-Series [1:57, 1:32] from 2005 to 2019: 2.56 2.71 3.04 2.24 1.62 ...
## ..- attr(*, "dimnames")=List of 2
## ...$ : NULL
## ...$ : chr [1:32] "CE01Trabajo" "CE04Trabajo" "CE11Trabajo" "CE14Trabajo" ...
## $ nodes   :List of 3
## ...$ Level 1: int 5
## ...$ Level 2: 'table' int [1:5(1d)] 7 5 5 7 8
## ...- attr(*, "dimnames")=List of 1
## ...$ : chr [1:5] "CE" "NE" "NW" "SO" ...
## ...$ Level 3: 'table' int [1:32(1d)] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
## ...- attr(*, "dimnames")=List of 1
## ...$ : chr [1:32] "CE01" "CE04" "CE11" "CE14" ...
## - attr(*, "class")= chr [1:2] "hts" "gts"

summary(f.modelo1)

## Hierarchical Time Series
## 4 Levels
## Number of nodes at each level: 1 5 32 32
## Total number of series: 70
## Number of observations in each historical series: 57
## Number of forecasts per series: 10
## Top level series of forecasts:
##          Qtr1      Qtr2      Qtr3      Qtr4
## 2019       81.88750 81.71332 77.92894
## 2020     84.18805 82.71555 82.02982 80.07507
## 2021     83.50092 82.63005 82.23206
##
## Method: Middle-out forecasts
## Forecast method: Arima
## In-sample error measures at the bottom level:
##          CE01Trabajo  CE04Trabajo  CE11Trabajo  CE14Trabajo  CE24Trabajo  CE29Trabajo
## ME      0.01636773 -0.08893846 -0.0461638  -0.1358630  -0.07982847 -0.04712082
## RMSE    0.62136455  0.66338827  1.4999498   0.6880111   0.82509933  0.90347403
## MAE     0.50919037  0.52127921  1.1251745   0.5294214   0.61840795  0.68255474
## MAPE   30.54634582  31.77138629  26.8601439  62.2275160  26.77408282  26.49442725

```

```

## MPE -9.85603289 -12.97438606 -9.0842375 -40.1314583 -10.54767301 -8.02505695
## MASE 0.76280345 0.76251712 0.8909061 0.7437658 0.68436721 0.70948116
## CE32Trabajo NE03Trabajo NE06Trabajo NE09Trabajo NE15Trabajo NE21Trabajo
## ME -0.2215341 -0.07745411 -0.1718552 0.0568418 -0.1418715 -0.1419014
## RMSE 1.2651889 0.56973163 1.0048689 0.9369729 0.7659092 1.0778265
## MAE 0.9320730 0.44687359 0.7103075 0.6974134 0.5137353 0.7799210
## MAPE 29.7903918 31.30292580 44.4236890 20.9720871 55.9191684 38.7745726
## MPE -14.4764780 -13.79521450 -26.8817256 -4.9933659 -34.2623702 -17.3719735
## MASE 0.7799828 0.86540177 0.8977117 0.6722117 0.9185125 0.7120347
## NW08Trabajo NW18Trabajo NW19Trabajo NW20Trabajo NW30Trabajo
## ME -0.2779047 -0.02673495 -0.05483724 -0.05853156 -0.05741173
## RMSE 1.2082606 1.03611156 0.73572996 0.85664675 0.89462070
## MAE 0.8434543 0.78557673 0.57559996 0.58687517 0.68245170
## MAPE 43.0328144 36.85612038 33.93727465 28.53236586 28.27216275
## MPE -20.2879378 -18.87706987 -15.06400802 -12.50951688 -11.65582874
## MASE 0.9255889 0.62860279 0.67641668 0.76731541 0.81579039
## S007Trabajo S010Trabajo S016Trabajo S017Trabajo S023Trabajo S025Trabajo
## ME -0.09754074 0.05435098 -0.01170334 0.01997923 0.02192472 -0.2384238
## RMSE 0.73723068 1.09185050 0.73928390 1.02055855 0.73688101 1.2816685
## MAE 0.56996256 0.89424990 0.56936964 0.73728703 0.54799040 0.8821481
## MAPE 34.28039882 37.12321827 22.53066363 26.83720148 44.29064436 30.2428790
## MPE -13.20355782 -15.22671093 -7.32808091 -9.70091987 -23.18651542 -12.2373765
## MASE 0.88213132 0.70320100 0.68459601 0.77324562 0.73410232 0.8306808
## S031Trabajo WE02Trabajo WE05Trabajo WE12Trabajo WE13Trabajo WE22Trabajo
## ME 0.03546054 -0.04048816 -0.06550874 -0.02551981 -0.1024168 -0.09029662
## RMSE 0.89354827 0.42096877 0.56726578 0.61495100 0.9551243 0.97221346
## MAE 0.72500736 0.32176949 0.37217627 0.46181578 0.7619911 0.74090141
## MAPE 31.49791513 24.36591959 28.07613661 35.75608355 22.8565732 20.04186037
## MPE -10.67604009 -9.18098789 -8.66103762 -14.80157690 -6.9565312 -5.08603775
## MASE 0.75463172 0.67247274 0.72814215 0.62130308 0.8143093 0.75797524
## WE26Trabajo WE27Trabajo WE28Trabajo
## ME -0.02147361 0.01707415 0.03150709
## RMSE 0.82502377 0.84902068 1.12987181
## MAE 0.62806859 0.67595996 0.84456614
## MAPE 33.67661547 23.56036827 33.82237160
## MPE -10.51087693 -6.11521254 -14.08445035
## MASE 0.76428003 0.74823991 0.76221724

```

Nivel 0 al 2

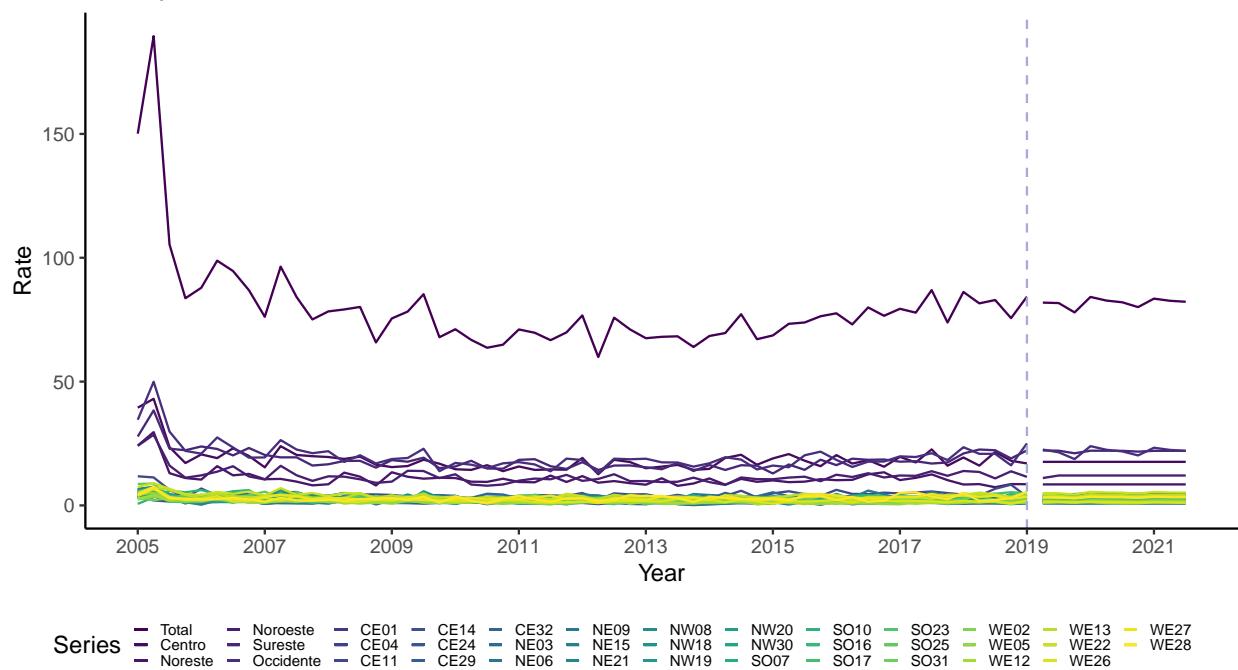
```

fcst1 <- aggts(f.modelo1,levels=0:2)
groups <- aggts(Modelo1, levels=0:2)

```

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo

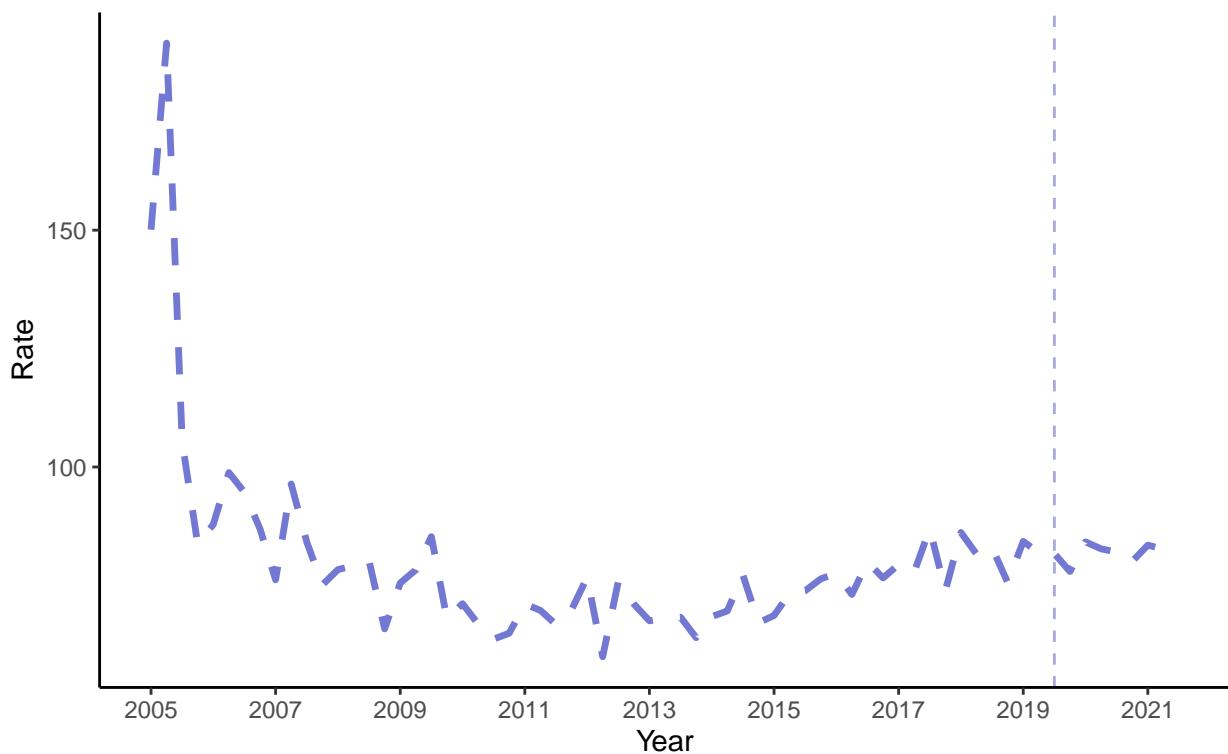


```
tabla <- ts(rbind(groups, fcst1), start=start(groups), frequency=4)
```

Nivel Total: Por motivo de trabajo

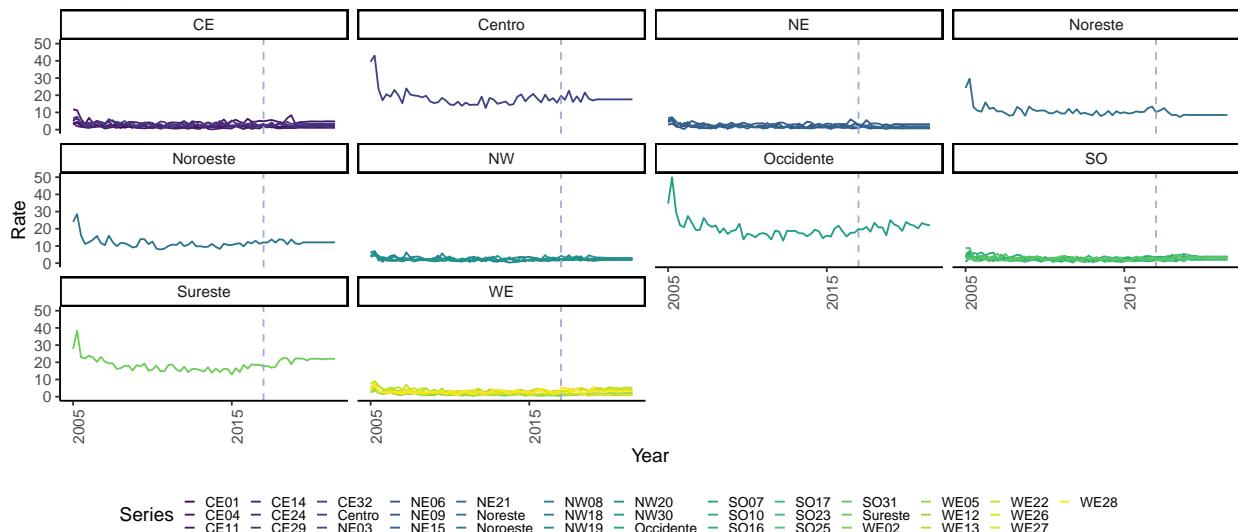
Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo



Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo



Motivos de ausencia en general

Utilizando los 5 motivos de ausencia

Serie de tiempo

```
ts.mydata<-ts(mydata[,2:length(mydata)],start=2005,end=2019,frequency = 4)
```

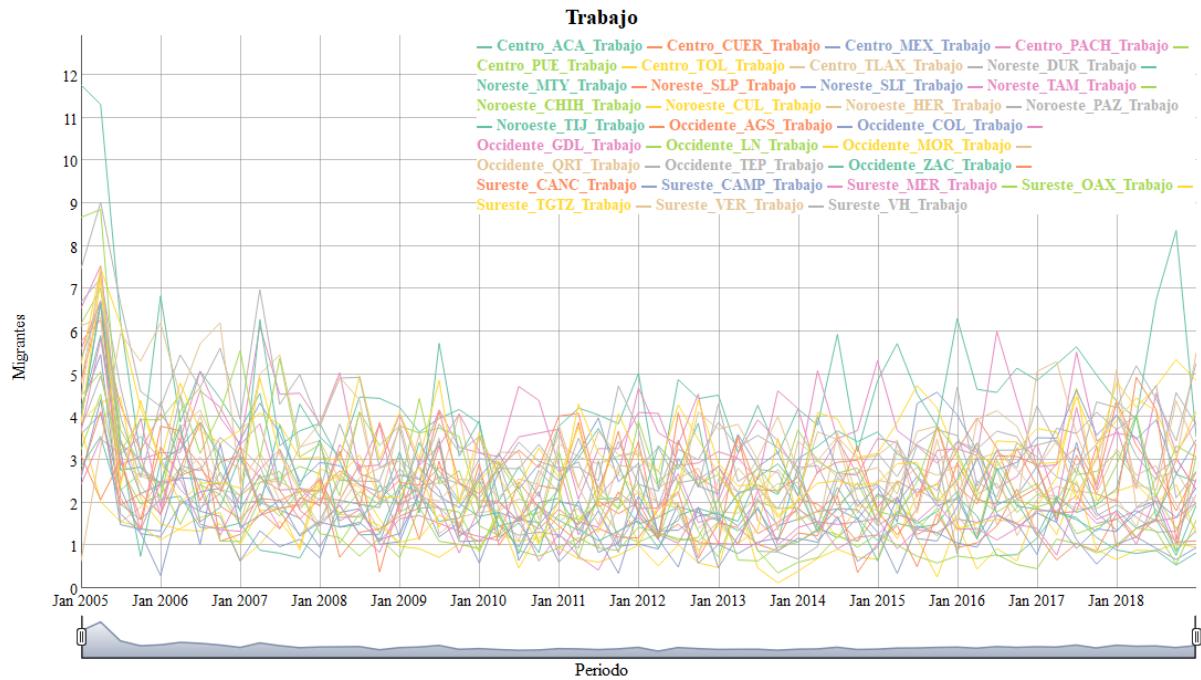


Figure 3: Motivo: Trabajo

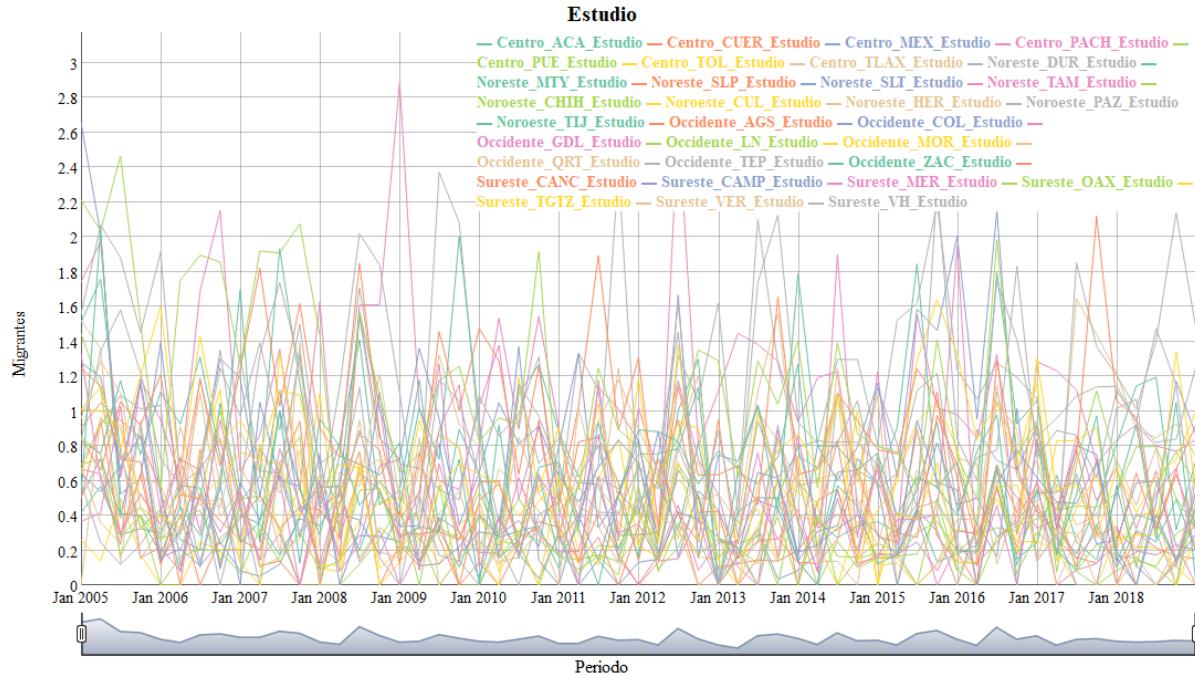


Figure 4: Motivo: Estudio

Table 4: Analisis descriptivo: Estudio

vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
Centro_ACA_Estudio60	0.78	0.46	0.68	0.73	0.51	0.00	1.93	1.93	0.70	-0.22	0.06	
Centro_CUER_Estudi60	0.34	0.30	0.23	0.31	0.19	0.00	1.11	1.11	0.89	-0.30	0.04	
Centro_MEX_3Estudio60	0.31	0.21	0.28	0.29	0.19	0.00	0.91	0.91	0.77	0.02	0.03	
Centro_PACH4_Estudi60	1.01	0.54	0.94	0.96	0.46	0.23	2.89	2.65	1.10	1.95	0.07	
Centro_PUE_Estudio 60	0.31	0.27	0.25	0.27	0.19	0.00	1.45	1.45	1.94	4.77	0.03	
Centro_TOL_Estudio 60	0.24	0.18	0.21	0.22	0.15	0.00	0.76	0.76	0.95	0.60	0.02	
Centro_TLAX7_Estudi60	0.55	0.36	0.52	0.52	0.36	0.00	1.55	1.55	0.74	-0.19	0.05	
Noreste_DUR8_Estudi60	0.45	0.35	0.42	0.42	0.37	0.00	1.33	1.33	0.67	-0.42	0.04	
Noreste_MTY9_Estudi60	0.36	0.19	0.34	0.35	0.20	0.00	0.94	0.94	0.66	0.27	0.02	
Noreste_SLP10_Estudi60	0.46	0.30	0.42	0.44	0.29	0.00	1.25	1.25	0.51	-0.42	0.04	
Noreste_SLT1_Estudi60	0.44	0.48	0.36	0.35	0.32	0.00	2.66	2.66	2.49	7.71	0.06	
Noreste_TAM2_Estudi60	0.66	0.50	0.54	0.60	0.42	0.00	1.97	1.97	1.01	0.35	0.06	
Noroeste_CHIH1_Estudi60	0.36	0.26	0.31	0.34	0.24	0.00	1.20	1.20	0.70	0.25	0.03	
Noroeste_CUI4_Estudi60	0.54	0.31	0.52	0.54	0.36	0.00	1.19	1.19	0.10	-0.93	0.04	
Noroeste_HEB6_Estudi60	0.71	0.38	0.64	0.68	0.28	0.00	1.65	1.65	0.63	-0.16	0.05	
Noroeste_PAZ6_Estudi60	1.12	0.55	1.07	1.08	0.54	0.16	2.39	2.22	0.45	-0.43	0.07	
Noroeste_TIJ7_Estudi60	0.47	0.39	0.42	0.43	0.35	0.00	2.04	2.04	1.57	3.48	0.05	
Occidente_AGS_Estudi60	0.36	0.26	0.28	0.34	0.23	0.00	0.95	0.95	0.64	-0.34	0.03	
Occidente_COL_Estudi60	0.84	0.46	0.77	0.81	0.40	0.00	2.15	2.15	0.57	0.24	0.06	
Occidente_GDL_Estudi60	0.30	0.22	0.24	0.27	0.19	0.00	1.03	1.03	0.96	0.42	0.03	
Occidente_LN1_Estudi60	0.23	0.18	0.18	0.21	0.14	0.00	0.72	0.72	0.85	0.18	0.02	
Occidente_M2R_Estudi60	0.59	0.41	0.56	0.56	0.45	0.00	1.64	1.64	0.53	-0.65	0.05	
Occidente_QBT_Estudi60	0.43	0.35	0.34	0.40	0.43	0.00	1.35	1.35	0.63	-0.35	0.04	
Occidente_TEPEstudi60	0.88	0.42	0.82	0.86	0.37	0.00	2.10	2.10	0.45	0.50	0.05	
Occidente_ZAC_Estudi60	0.66	0.38	0.67	0.64	0.38	0.00	2.00	2.00	0.86	1.72	0.05	
Sureste_CAN26_Estudi60	0.92	0.44	0.90	0.89	0.39	0.00	2.12	2.12	0.57	0.02	0.06	
Sureste_CAM27_Estudi60	0.44	0.29	0.39	0.43	0.31	0.00	1.33	1.33	0.59	0.16	0.04	
Sureste_MER28_Estudi60	0.40	0.31	0.32	0.36	0.26	0.00	1.33	1.33	1.03	0.59	0.04	
Sureste_OAX29_Estudi60	1.13	0.59	0.95	1.09	0.55	0.08	2.57	2.49	0.53	-0.57	0.08	
Sureste_TGT30_Estudi60	0.65	0.35	0.61	0.63	0.31	0.00	1.60	1.60	0.58	-0.20	0.04	
Sureste_VER31_Estudi60	0.40	0.33	0.33	0.37	0.28	0.00	1.25	1.25	0.64	-0.58	0.04	
Sureste_VH32_Estudi60	0.97	0.53	0.85	0.93	0.44	0.13	2.29	2.16	0.63	-0.45	0.07	

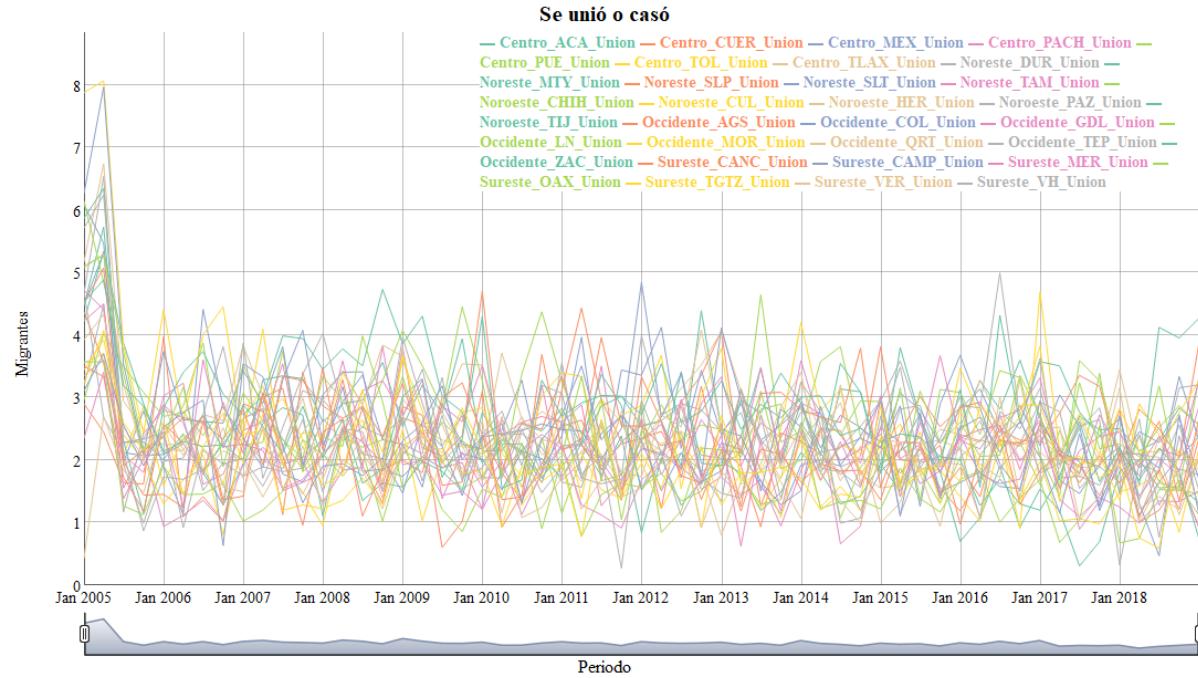


Figure 5: Motivo: Se unió o casó

Table 5: Análisis descriptivo: Se unió o casó

vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
Centro_ACA_Union	60	1.82	0.84	1.80	1.76	0.65	0.31	5.73	5.42	1.95	7.06	0.11
Centro_CUER2_Union	60	2.05	0.70	2.05	2.03	0.65	0.60	3.97	3.37	0.21	-0.23	0.09
Centro_MEX_3Union	60	2.05	0.69	1.93	1.96	0.42	1.12	5.32	4.21	2.50	8.75	0.09
Centro_PACH4_Union	60	1.92	0.80	1.80	1.83	0.70	0.66	4.50	3.84	1.10	1.22	0.10
Centro_PUE_3Union	60	2.18	0.70	2.20	2.14	0.66	0.84	4.03	3.18	0.45	-0.19	0.09
Centro_TOL_4Union	60	1.95	0.65	1.94	1.92	0.67	0.85	3.71	2.86	0.39	-0.21	0.08
Centro_TLAX7_Union	60	2.19	0.90	2.12	2.09	0.55	0.80	6.74	5.94	2.60	10.33	0.12
Noreste_DUR8_Union	60	2.37	0.87	2.24	2.26	0.65	0.99	6.54	5.54	2.13	7.29	0.11
Noreste_MTY9_Union	60	2.75	0.68	2.62	2.67	0.58	1.80	5.34	3.54	1.28	2.22	0.09
Noreste_SLP1_Union	60	2.35	0.87	2.26	2.30	0.89	0.93	4.43	3.50	0.41	-0.49	0.11
Noreste_SLT11_Union	60	2.68	0.89	2.47	2.57	0.58	1.13	6.08	4.95	1.48	3.28	0.11
Noreste_TAM2_Union	60	2.09	0.66	1.97	2.04	0.63	0.89	3.82	2.93	0.60	0.00	0.08
Noroeste_CHIH1_Union	60	2.83	0.97	2.85	2.77	0.92	1.05	6.15	5.10	0.68	0.86	0.13
Noroeste_CUI4_Union	60	2.86	1.26	2.62	2.68	0.90	0.90	8.07	7.17	2.17	6.42	0.16
Noroeste_HER6_Union	60	2.55	0.82	2.36	2.46	0.75	1.36	5.30	3.94	1.17	1.55	0.11
Noroeste_PAZ6_Union	60	2.33	0.78	2.32	2.31	0.65	0.32	5.00	4.67	0.55	1.78	0.10
Noroeste_TIJ1_Union	60	3.01	1.02	2.94	2.95	0.97	1.15	6.34	5.20	0.74	0.97	0.13
Occidente_AGS1_Union	60	2.53	0.75	2.49	2.47	0.57	1.26	5.07	3.82	1.11	1.93	0.10
Occidente_CO9_Union	60	2.66	1.13	2.48	2.51	0.71	1.26	7.97	6.71	2.28	7.48	0.15
Occidente_GDL1_Union	60	2.52	0.69	2.40	2.46	0.59	1.27	4.72	3.45	0.89	0.82	0.09
Occidente_LN1_Union	60	2.54	0.74	2.35	2.45	0.48	1.56	5.28	3.72	1.61	3.51	0.10
Occidente_M22R_Union	60	1.97	0.66	1.90	1.91	0.57	0.81	3.93	3.12	0.87	0.85	0.08
Occidente_QBT_Union	60	2.28	0.75	2.18	2.22	0.56	0.94	4.33	3.39	0.67	0.53	0.10
Occidente_TEI_Union	60	2.32	0.76	2.12	2.23	0.61	0.87	4.70	3.83	0.97	0.60	0.10
Occidente_ZAC_Union	60	2.43	0.80	2.41	2.39	0.78	0.73	4.89	4.16	0.63	0.85	0.10
Sureste_CAN26_Union	60	2.05	0.67	1.98	1.99	0.73	0.96	3.96	3.00	0.71	0.16	0.09
Sureste_CAM27_Union	60	2.20	0.72	2.32	2.20	0.63	0.47	3.70	3.23	-0.18	-0.51	0.09
Sureste_MER28_Union	60	2.06	0.64	2.12	2.04	0.58	0.62	3.61	2.98	0.17	-0.21	0.08
Sureste_OAX29_Union	60	1.56	0.58	1.46	1.51	0.41	0.68	3.57	2.90	1.34	2.65	0.08
Sureste_TGT30_Union	60	2.06	0.71	1.96	2.06	0.62	0.59	4.08	3.49	0.27	0.15	0.09
Sureste_VER31_Union	60	1.90	0.64	1.84	1.88	0.71	0.43	3.40	2.98	0.17	-0.66	0.08
Sureste_VH32_Union	60	2.29	0.97	2.19	2.24	0.75	0.27	6.24	5.97	1.53	5.06	0.12

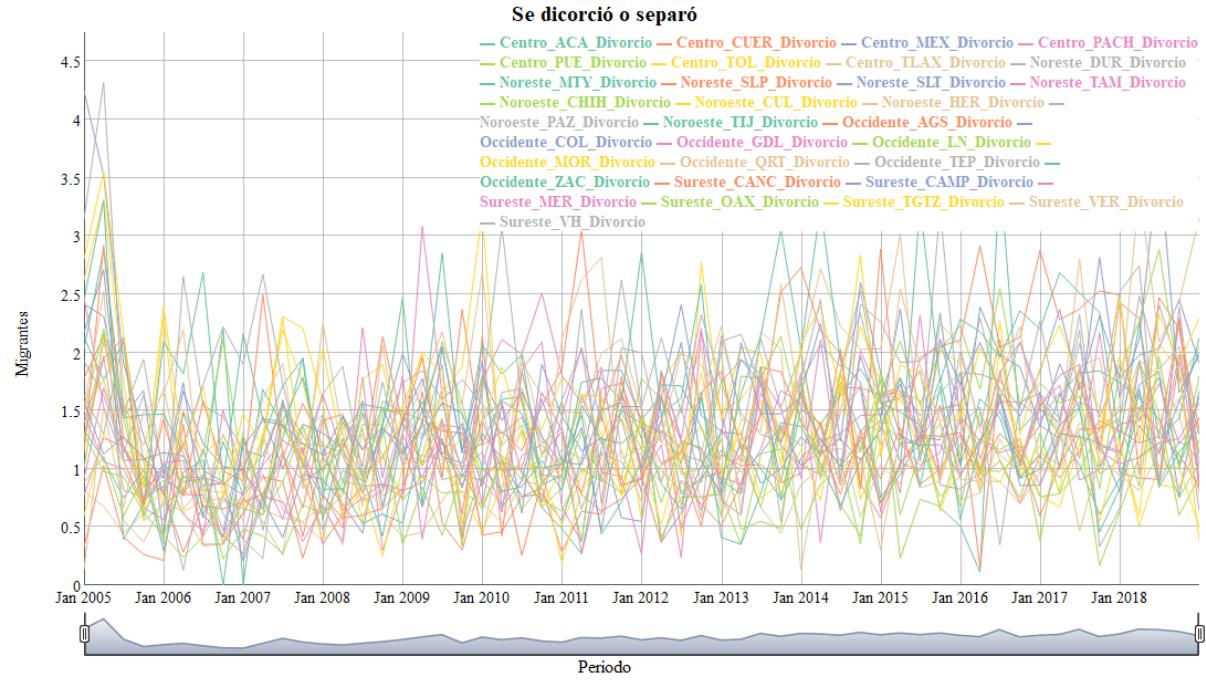


Figure 6: Motivo: Se separó o divorció

Table 6: Análisis descriptivo: Se separó o divorció

vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
Centro_ACA_Divorcio60	1.28	0.60	1.28	1.25	0.51	0.00	3.56	3.56	0.71	2.06	0.08	
Centro_CUER2_Divorcio60	1.18	0.54	1.13	1.16	0.51	0.15	2.43	2.28	0.27	-0.58	0.07	
Centro_MEX_3Divorcio60	1.24	0.41	1.15	1.21	0.33	0.55	2.71	2.16	0.98	1.29	0.05	
Centro_PACH4_Divorcio60	1.31	0.61	1.20	1.28	0.64	0.24	3.08	2.85	0.43	-0.21	0.08	
Centro_PUE_Divorcio60	1.15	0.40	1.14	1.14	0.39	0.35	2.20	1.85	0.29	-0.15	0.05	
Centro_TOL_Divorcio60	1.36	0.58	1.27	1.33	0.57	0.42	3.20	2.78	0.60	0.38	0.07	
Centro_TLAX7_Divorcio60	1.11	0.47	1.08	1.09	0.43	0.14	2.17	2.04	0.44	-0.36	0.06	
Noreste_DUR8_Divorcio60	1.30	0.52	1.21	1.29	0.47	0.13	2.53	2.40	0.27	-0.59	0.07	
Noreste_MTY9_Divorcio60	1.29	0.43	1.30	1.28	0.43	0.42	2.89	2.46	0.54	1.41	0.06	
Noreste_SLP1_Divorcio60	1.07	0.42	1.04	1.04	0.27	0.26	2.92	2.66	1.66	5.47	0.05	
Noreste_SLT11_Divorcio60	1.23	0.47	1.27	1.23	0.44	0.21	2.41	2.20	0.09	-0.13	0.06	
Noreste_TAM2_Divorcio60	1.20	0.39	1.17	1.19	0.37	0.37	2.09	1.71	0.21	-0.48	0.05	
Noroeste_CHHI_Divorcio60	1.44	0.53	1.50	1.43	0.51	0.33	2.89	2.55	0.21	-0.31	0.07	
Noroeste_CUI4_Divorcio60	1.39	0.54	1.30	1.35	0.55	0.53	3.31	2.78	0.86	1.10	0.07	
Noroeste_HER5_Divorcio60	1.51	0.62	1.47	1.50	0.71	0.26	3.02	2.76	0.11	-0.46	0.08	
Noroeste_PAZ6_Divorcio60	1.55	0.63	1.54	1.53	0.56	0.33	3.23	2.90	0.41	0.15	0.08	
Noroeste_TIJ17_Divorcio60	1.84	0.69	1.80	1.82	0.66	0.39	3.30	2.91	0.15	-0.57	0.09	
Occidente_AGS8_Divorcio60	0.91	0.40	0.88	0.91	0.48	0.21	1.79	1.58	0.06	-1.00	0.05	
Occidente_CO9_Divorcio60	1.62	0.71	1.48	1.54	0.50	0.55	4.25	3.70	1.44	2.85	0.09	
Occidente_GDL1_Divorcio60	1.12	0.39	1.01	1.11	0.34	0.27	2.32	2.05	0.42	0.12	0.05	
Occidente_LN11_Divorcio60	0.97	0.37	0.92	0.96	0.35	0.24	1.96	1.72	0.44	-0.22	0.05	
Occidente_M22R_Divorcio60	1.04	0.45	0.98	1.02	0.39	0.19	2.27	2.08	0.54	-0.14	0.06	
Occidente_QBT1_Divorcio60	0.89	0.38	0.87	0.86	0.34	0.34	2.52	2.19	1.36	3.99	0.05	
Occidente_TE1_Divorcio60	1.41	0.49	1.46	1.42	0.47	0.23	2.48	2.25	-0.23	-0.31	0.06	
Occidente_ZAC1_Divorcio60	1.05	0.41	1.03	1.05	0.41	0.00	1.95	1.95	-0.06	-0.44	0.05	
Sureste_CANC6_Divorcio60	1.75	0.63	1.75	1.73	0.74	0.66	3.05	2.39	0.17	-1.07	0.08	
Sureste_CAM27_Divorcio60	1.49	0.47	1.45	1.49	0.49	0.42	2.45	2.04	0.12	-0.67	0.06	
Sureste_MER28_Divorcio60	1.25	0.51	1.23	1.25	0.54	0.27	2.21	1.94	0.07	-0.94	0.07	
Sureste_OAX29_Divorcio60	0.87	0.38	0.87	0.85	0.37	0.17	1.85	1.68	0.31	-0.26	0.05	
Sureste_TGTZ10_Divorcio60	1.62	0.59	1.63	1.59	0.60	0.53	3.55	3.03	0.65	0.52	0.08	
Sureste_VER31_Divorcio60	1.56	0.67	1.46	1.51	0.65	0.13	3.41	3.28	0.59	-0.05	0.09	
Sureste_VH3_Divorcio60	1.72	0.63	1.63	1.67	0.56	0.70	4.32	3.62	1.26	3.22	0.08	

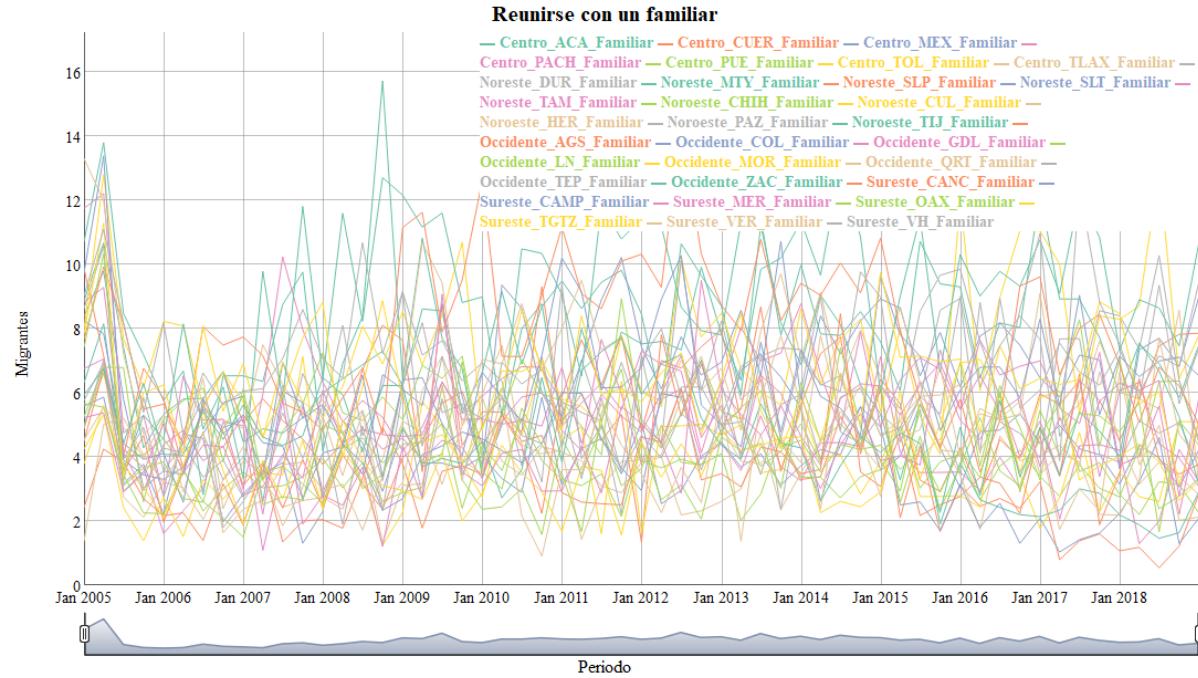


Figure 7: Motivo: Reunirse con un familiar

Table 7: Analisis descriptivo: Reunirse con un familiar

vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
Centro_ACA_Familiar60	7.97	2.24	7.79	7.85	1.66	2.82	15.71	12.89	0.74	1.74	0.29	
Centro_CUER2_Familiar60	4.42	2.38	4.49	4.33	2.29	0.54	9.87	9.33	0.18	-0.69	0.31	
Centro_MEX_3Familia60	3.92	1.02	4.02	3.93	1.08	1.30	5.86	4.55	-0.20	-0.38	0.13	
Centro_PACH4_Familiar60	4.08	1.49	4.22	4.09	1.09	1.08	7.66	6.58	0.01	-0.07	0.19	
Centro_PUE_Familiar60	3.50	0.95	3.38	3.43	0.82	1.58	6.61	5.03	0.88	1.27	0.12	
Centro_TOL_Familiar60	3.73	1.42	3.51	3.69	1.61	1.24	7.12	5.89	0.29	-0.65	0.18	
Centro_TLAX7_Familiar60	3.64	1.16	3.44	3.55	1.05	1.33	6.86	5.53	0.65	0.32	0.15	
Noreste_DUR8_Familia60	5.50	1.75	5.11	5.38	1.75	2.21	10.57	8.36	0.58	-0.19	0.23	
Noreste_MTY9_Familia60	5.81	2.83	5.87	5.79	4.01	1.03	11.21	10.18	-0.01	-1.19	0.36	
Noreste_SLP1_Familia60	5.14	1.67	5.20	5.15	1.85	1.96	7.96	6.00	-0.03	-1.06	0.22	
Noreste_SLT1_Familia60	6.73	1.81	6.69	6.78	1.69	3.02	10.71	7.69	-0.14	-0.52	0.23	
Noreste_TAM2_Familia60	5.93	1.83	5.82	5.78	1.38	2.81	12.20	9.39	1.15	2.31	0.24	
Noroeste_CHIH_Familiar60	5.39	1.33	5.32	5.38	1.49	2.60	8.93	6.33	0.20	-0.31	0.17	
Noroeste_CUI4_Familiar60	7.48	2.01	7.02	7.28	1.94	4.08	12.97	8.89	0.81	0.23	0.26	
Noroeste_HER_Familiar60	6.73	2.08	6.33	6.56	1.84	3.06	13.30	10.24	0.83	0.63	0.27	
Noroeste_PAZ6_Familiar60	5.87	1.79	5.76	5.85	1.54	1.79	10.12	8.33	0.11	-0.18	0.23	
Noroeste_TIJ7_Familia60	8.98	2.37	9.15	9.13	2.51	3.33	13.06	9.73	-0.50	-0.61	0.31	
Occidente_AGS_Familiar60	3.50	1.36	3.45	3.37	1.32	1.35	8.46	7.11	1.04	1.71	0.18	
Occidente_CO9_Familiar60	4.09	2.17	3.85	3.89	1.97	1.03	13.38	12.35	1.46	3.93	0.28	
Occidente_GDL_Familiar60	5.16	1.50	5.09	5.17	1.39	1.58	9.28	7.70	0.15	0.35	0.19	
Occidente_LN1_Familia60	3.62	1.19	3.55	3.57	1.37	1.19	6.32	5.13	0.24	-0.65	0.15	
Occidente_MOR2_Familiar60	3.80	1.25	3.71	3.72	1.15	1.56	7.03	5.48	0.54	-0.09	0.16	
Occidente_QBT_Familiar60	4.28	1.46	4.18	4.27	1.45	1.42	7.78	6.36	0.12	-0.34	0.19	
Occidente_TE9_Familiar60	5.64	2.05	5.63	5.52	1.93	1.89	10.96	9.07	0.49	-0.21	0.26	
Occidente_ZAC_Familiar60	4.88	1.32	4.63	4.86	1.30	2.26	7.71	5.45	0.24	-0.75	0.17	
Sureste_CAN26_Familiar60	7.87	2.31	7.93	7.79	2.65	3.51	14.35	10.84	0.28	-0.41	0.30	
Sureste_CAM27_Familiar60	6.17	1.78	5.98	6.08	1.72	2.58	10.28	7.70	0.36	-0.33	0.23	
Sureste_MER28_Familia60	4.56	1.57	4.36	4.48	1.60	1.21	9.50	8.29	0.62	0.95	0.20	
Sureste_OAX29Familia60	4.33	1.47	4.21	4.22	1.22	1.66	10.32	8.66	1.14	2.92	0.19	
Sureste_TGT30_Familiar60	6.23	1.70	6.12	6.18	1.70	2.89	11.28	8.39	0.40	0.04	0.22	
Sureste_VER31Familia60	4.13	1.60	3.89	4.07	1.84	0.91	7.78	6.87	0.27	-0.55	0.21	
Sureste_VH32Familiar60	6.81	1.98	6.71	6.74	2.11	3.21	12.45	9.24	0.43	-0.20	0.26	

Modelo jerárquico

Se utiliza la función `hts()` para crear una serie de tiempo jerárquica.

Donde se utilizan los datos de último nivel y se utiliza el argumento `characters` donde los primeros dos caracteres corresponden al primer nivel (Región), los siguientes dos corresponden al segundo nivel (Ciudades) y como último los tres caracteres corresponden al motivo de la ausencia.

- TRA=“Trabajo”
- EST=“Estudio”
- UNI=“Se casó o unió”
- DIV=“Se divorció o separó”
- FAM=“Reunirse con un familiar”

```
Regiones<-rep(c(rep("CE",7),rep("NE",5),rep("NW",5),rep("WE",8),rep("SO",7)),5)
Ciudades<-rep(c("11", "24", "01", "32", "04", "14", "29", "21", "03", "06", "15",
Motivo<-c(rep("TRA",32),rep("EST",32),rep("UNI",32),rep("DIV",32),rep("FAM",32))

nombres<-paste0(Regiones,Ciudades,Motivo) #Largo de 7 / Regiones=2/Ciudades=2/Motivo=3
colnames(ts.mydata)<-nombres

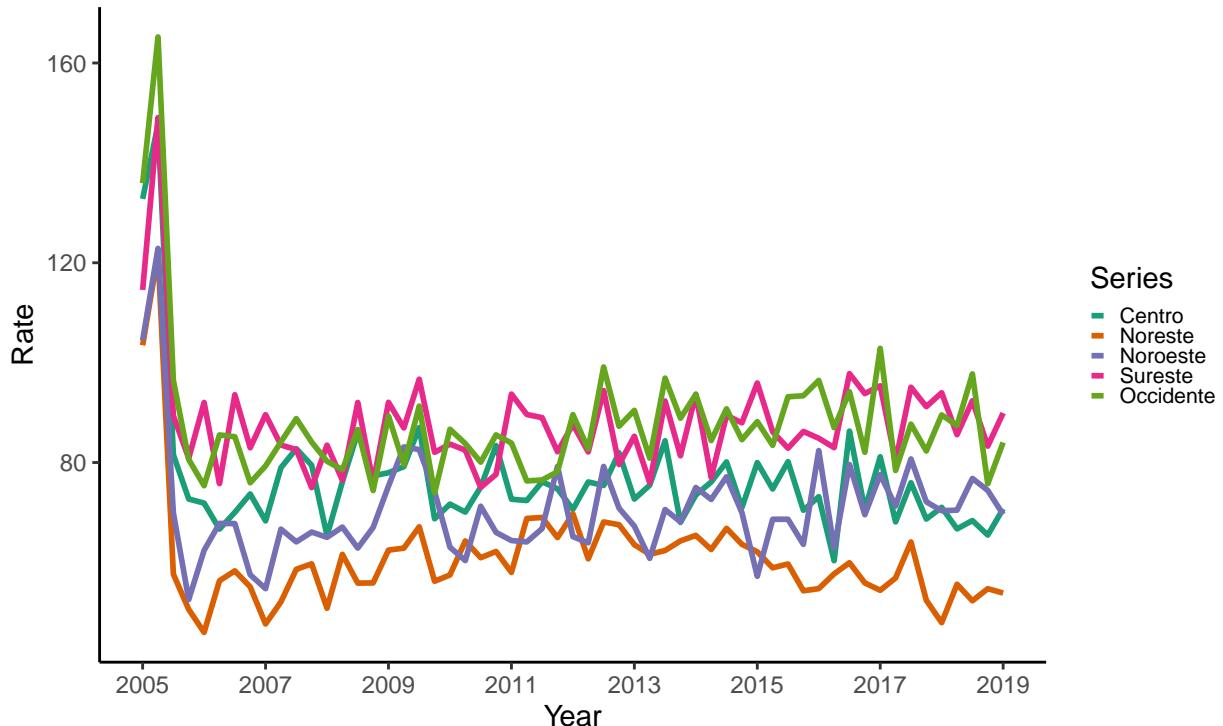
nodes<-list(160,c(5,32,5)) #160 variables /Regiones=5/Ciudades=32/Motivos=5/
Modelo2<-hts(ts.mydata,nodes=nodes,characters = c(2,2,3))

#Cambiamos los labels
Modelo2$labels$`Level 1`<-c("Centro","Noreste","Noroeste","Sureste","Occidente")
```

Nivel 1: Región

Motivo de la ausencia 2005–2019

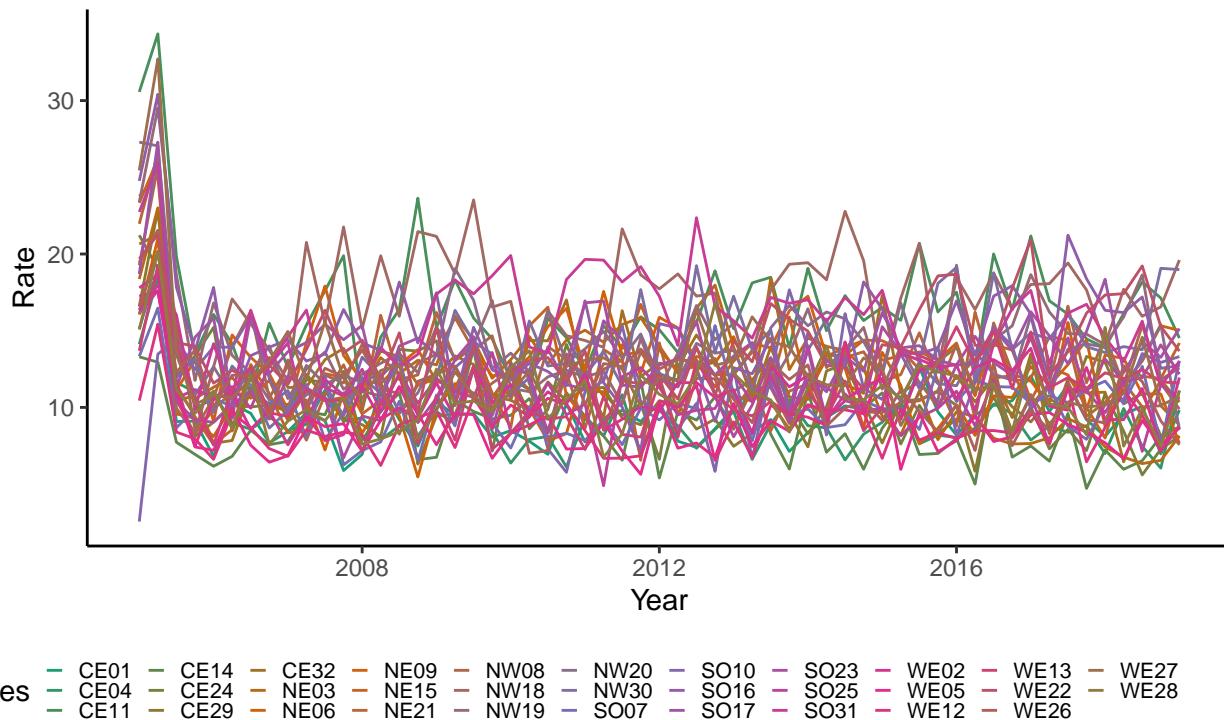
Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar



Nivel 2: Ciudad autorepresentada

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar



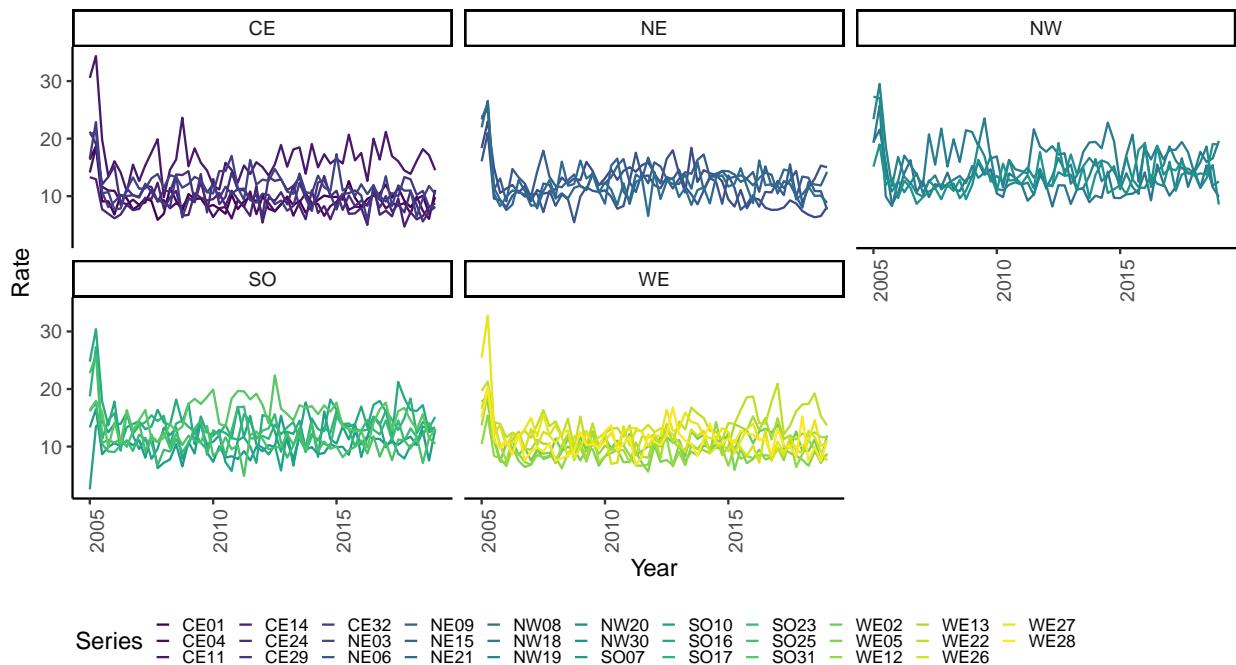
Si bien la gráfica anterior no permite su interpretabilidad debido a que todo el ensamblaje de las series están muy juntas.

Haciendo uso de la función `aggrts` extrae las series temporales de un objeto `hts` para cualquier nivel de desagregación.

```
groups <- aggrts(Modelo2, level=2)
```

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar



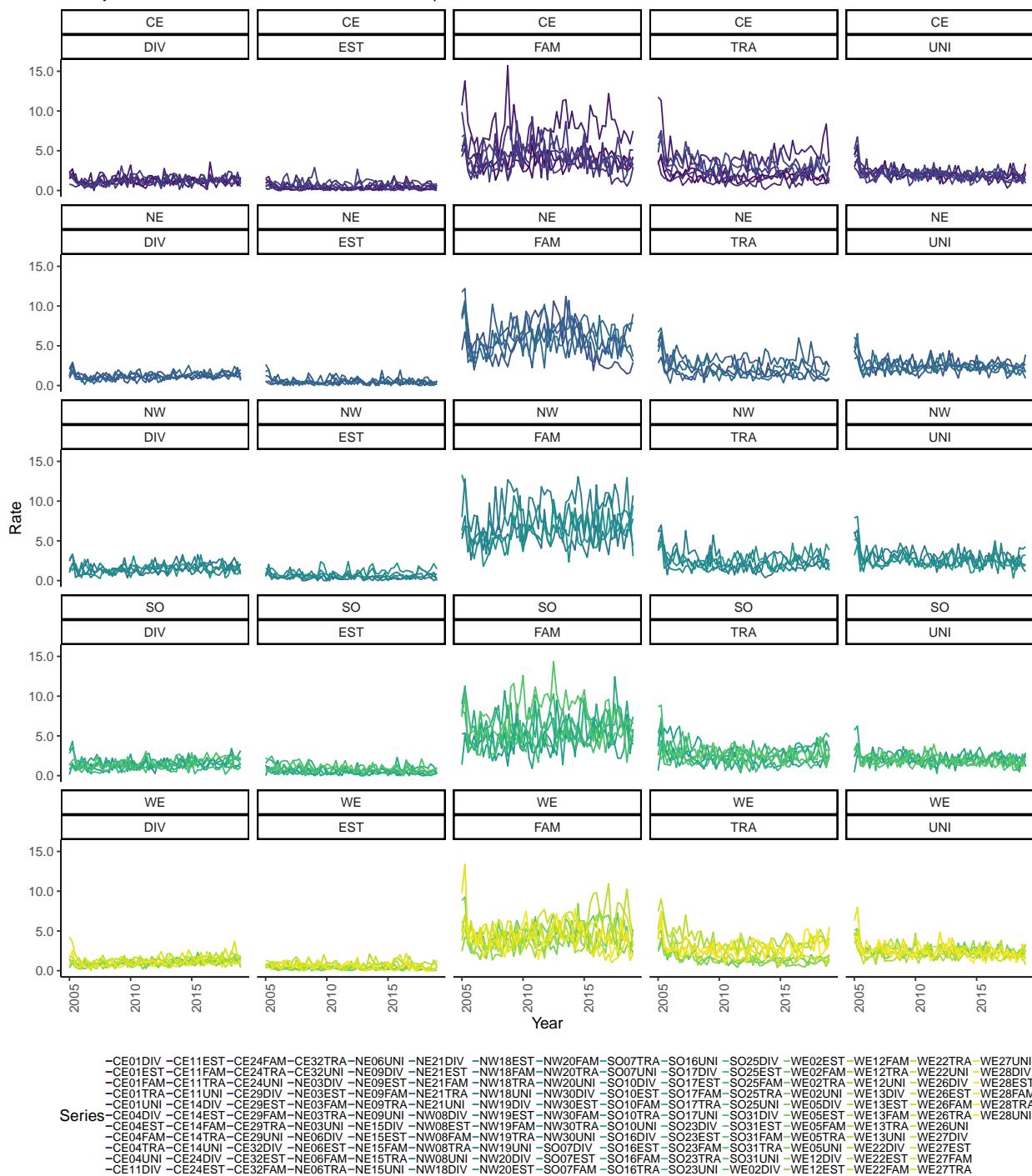
Nivel 3: Motivo de la ausencia

En modelo general, se están trabajando con tres niveles de desagregación (Motivo de trabajo, Regiones y Ciudades) y bien un Nivel Cero (Total).

```
groups <- aggts(Modelo2, level=3)
```

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar



Analizando la gráfica anterior el motivo de ausencia para “Reunirse con un familiar” es la que presenta un mayor número de casos migratorios con respecto a los otros cuatro casos.

Forecasting: Motivo de la ausencia en general

Se espera que los pronósticos sean consistentes con la estructura de agregación de las series de tiempo al agruparlas.

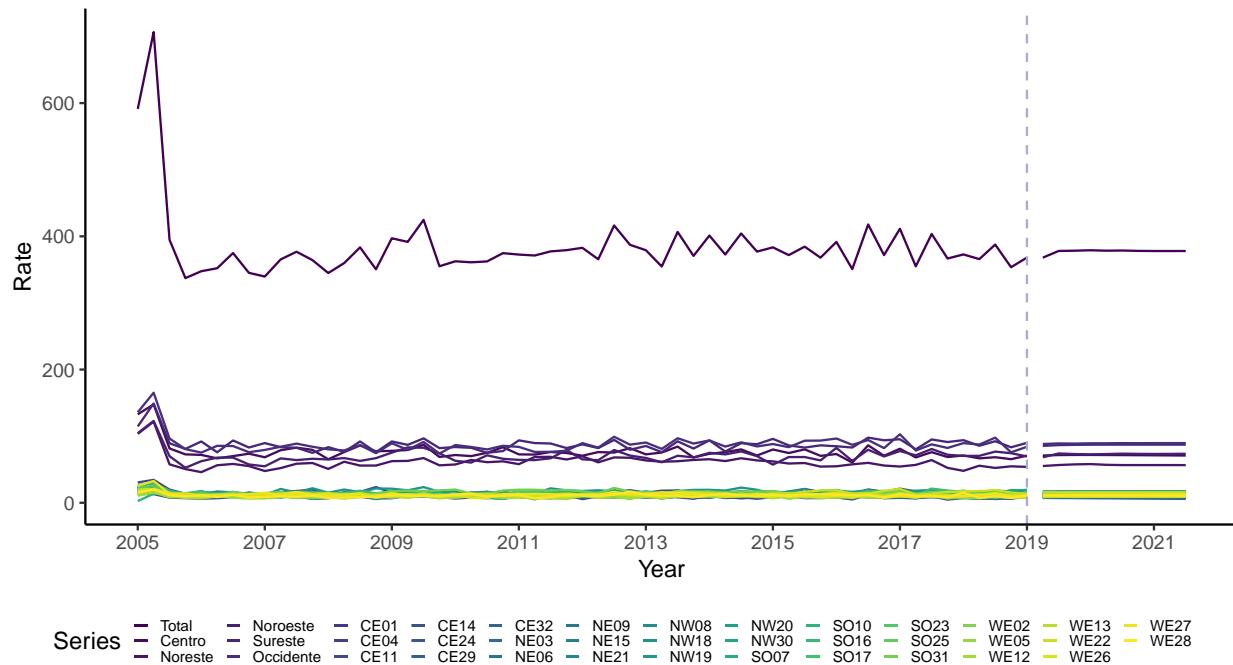
```
#h=forecast horizon  
#method<-"mo", "bu", "tdfp"  
f.modelo2 <- forecast(Modelo2, h = 10, method = "mo", level=2,fmethod = "arima", parallel = TRUE,keep.f  
summary(f.modelo2)
```

Nivel 0 al 2: Total / Región / Ciudad

```
fcst2 <- aggts(f.modelo2,levels=0:2)  
groups <- aggts(Modelo2, levels=0:2)
```

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar

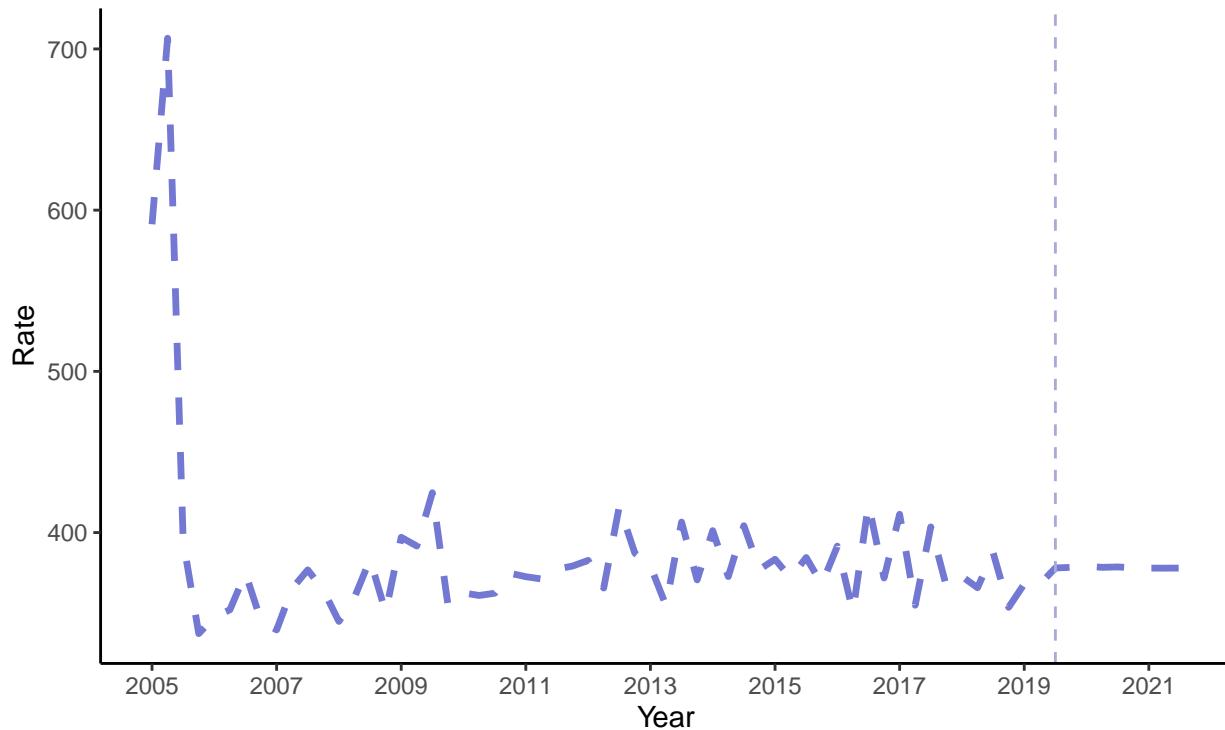


```
tabla <- ts(rbind(groups, fcst2),  
            start=start(groups), frequency=4) #Frecuencia al año
```

Nivel 0: Total de casos de migración

Motivo de la ausencia 2005–2019

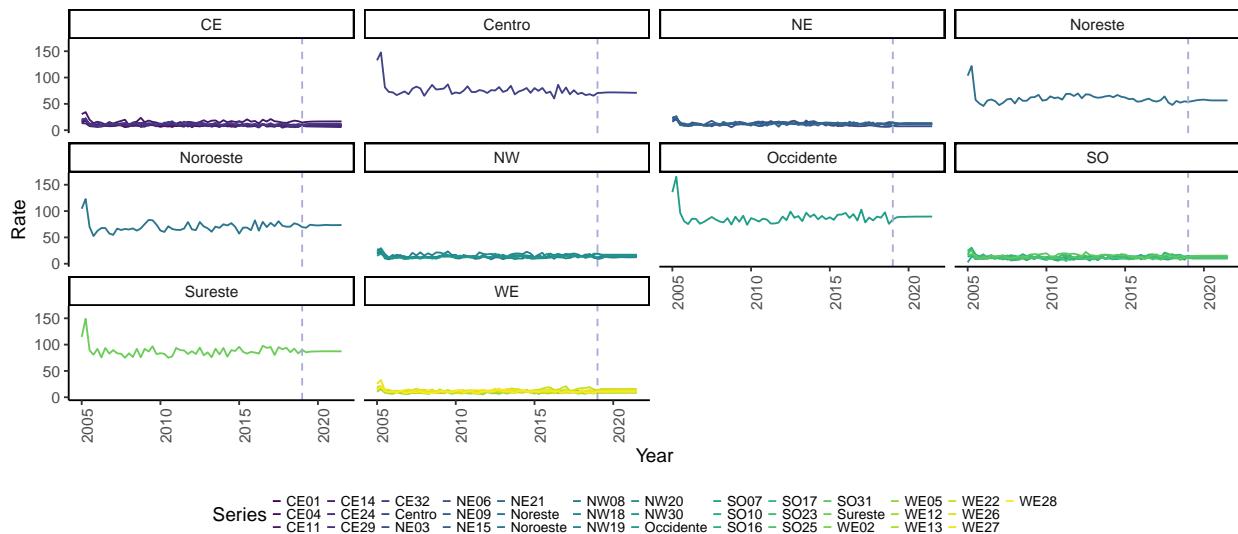
Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar



Nivel 1 a 2: Nivel región y nivel ciudad

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar

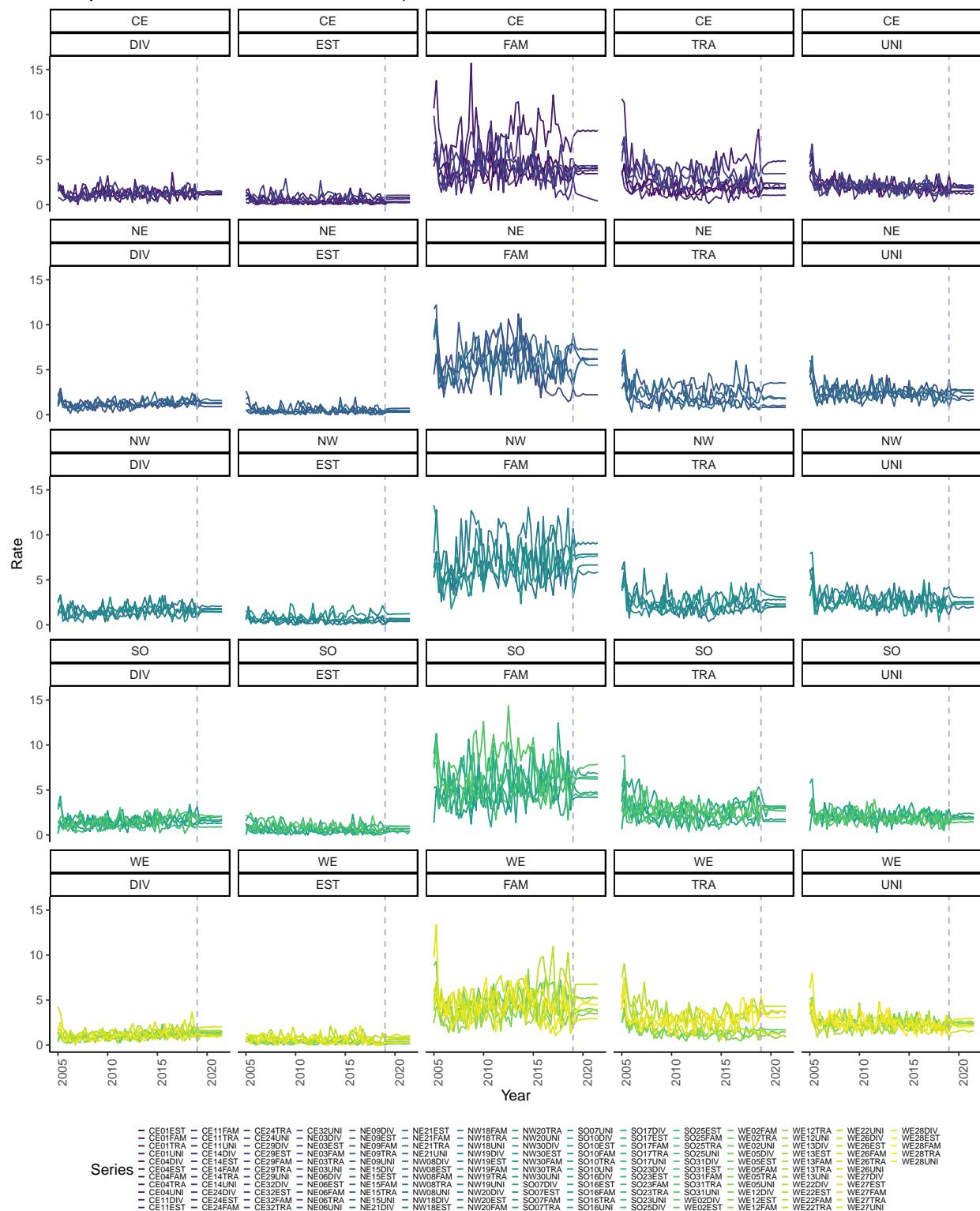


Nivel 3: Motivos de ausencia en general

```
fcst3 <- aggts(f.modelo2,levels=3)
groups <- aggts(Modelo2, levels=3)
tabla <- ts(rbind(groups, fcst3),start=start(groups), frequency=4) #Frecuencia al año
```

Motivo de la ausencia 2005–2019

Trabajo / Estudio / Se casó o unió / Divorció o separó / Reunirse con un familiar



Librerías

Librerías que se usaron en el trabajo

```
## [1] "psych"          "RColorBrewer"   "tidyverse"      "tibble"        "stringr"  
## [6] "htmlwidgets"    "webshot"       "ggpubr"        "magrittr"     "ggplot2"  
## [11] "knitr"          "kableExtra"    "dplyr"         "openxlsx"     "data.table"  
## [16] "hts"            "forecast"     "dygraphs"
```

Nos ha servido a construir modelos de series de tiempo con datos estructurales para fines de pronósticos.

Bibliografía

Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo (ENOE), población de 15 años y más de edad. (n.d.). Retrieved March 30, 2020, from <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/>

Forecasting Hierarchical Time Series using R - Brillio Data Science - Medium. (n.d.). Retrieved March 30, 2020, from <https://medium.com/brillio-data-science/forecasting-hierarchical-time-series-using-r-598828dba435>