

**Campus Monterrey**

**Micro incentivos económicos y macro resultados**

**Justificando el capitalismo**

**Alumno:**

Joaquín Rodrigo Ponce de León Conconi

A01379813

**Grupo:**

700

**Docente:**

Michael Elías

**Fecha:**

4 de marzo de 2021

Introducción

Una persona es considerada desempleada cuando es económicamente activa––pertenece a la Población Económicamente Activa––y no cuenta con un empleo [1]. El desempleo es un serio problema en la economía a nivel personal y social debido a que hay una pérdida de ingresos y producción; además, de una pérdida de capital humano (el valor, dadas las capacidades de un individuo, se deprecia) [2]. Para un país es importante medir la tasa de desempleo, ya que indica la salud de la economía de este debido a que entre más gente desempleada haya––el desempleo provoca reducción de gastos––, habrá menos demanda––provocando más pérdidas de empleos [1].

**Datos de México**

Para tener una mejor perspectiva de lo que es el desempleo, se realizó un análisis de datos ocupando la base datos del INEGI referenciada en la referencia [3]. Las fechas consideradas fueron del 2010 al 2019 y el análisis se realizó en tres partes: población desocupada por edad, población desocupada por entidad federativa y Tasa de condiciones críticas de ocupación (TCCO).

Para el análisis de datos, se utilizó el lenguaje de programación R en conjunto con RStudio. A continuación, se muestra el análisis exploratorio de la base de datos depurada previamente en Excel, la cual contiene información sobre la población desocupada por rango de edad (el código será mostrado para que sea replicable este estudio). Si no se quiere ver el código utilizado, al final de cada apartado viene el análisis gráfico.

**Análisis de la población desocupada por edad**

Se llamaron a las librerías.

library("readxl") #Esta librería permite descargar archivos Excel.  
library("tidyverse") #Esta librería contiene múltiples librerías para facilitar el trabajo

## ── Attaching packages ───────────────────────────────────────────────────────────────── tidyverse 1.3.0 ──

## ✓ ggplot2 3.3.2 ✓ purrr 0.3.4  
## ✓ tibble 3.0.3 ✓ dplyr 1.0.0  
## ✓ tidyr 1.1.0 ✓ stringr 1.4.0  
## ✓ readr 1.3.1 ✓ forcats 0.5.0

## ── Conflicts ──────────────────────────────────────────────────────────────────── tidyverse\_conflicts() ──  
## x dplyr::filter() masks stats::filter()  
## x dplyr::lag() masks stats::lag()

Se descargó el archivo de Excel y se analizó.

pob\_edad <- read\_excel("INEGI\_pob\_edad.xls")  
pob\_edad[,c(1,2,3)] #Se ven las primeras 3 columnas de la base de datos

## # A tibble: 8 x 3  
## Edad `Cuarto trimestre del 2020` `Tercer trimestre del 2020`  
## <chr> <dbl> <dbl>  
## 1 Total 2549487 2769491  
## 2 15 a 19 226871 225894  
## 3 20 a 29 931814 1010790  
## 4 30 a 39 562755 651620  
## 5 40 a 49 433060 450192  
## 6 50 a 59 282093 317426  
## 7 60 > 111312 110486  
## 8 No especificado 1582 3083

Se analizaron las diferentes variables que tiene pob\_edad.

names(pob\_edad)

## [1] "Edad" "Cuarto trimestre del 2020"   
## [3] "Tercer trimestre del 2020" "Primer trimestre del 2020"   
## [5] "Cuarto trimestre del 2019" "Tercer trimestre del 2019"   
## [7] "Segundo trimestre del 2019" "Primer trimestre del 2019"   
## [9] "Cuarto trimestre del 2018" "Tercer trimestre del 2018"   
## [11] "Segundo trimestre del 2018" "Primer trimestre del 2018"   
## [13] "Cuarto trimestre del 2017" "Tercer trimestre del 2017"   
## [15] "Segundo trimestre del 2017" "Primer trimestre del 2017"   
## [17] "Cuarto trimestre del 2016" "Tercer trimestre del 2016"   
## [19] "Segundo trimestre del 2016" "Primer trimestre del 2016"   
## [21] "Cuarto trimestre del 2015" "Tercer trimestre del 2015"   
## [23] "Segundo trimestre del 2015" "Primer trimestre del 2015"   
## [25] "Cuarto trimestre del 2014" "Tercer trimestre del 2014"   
## [27] "Segundo trimestre del 2014" "Primer trimestre del 2014"   
## [29] "Cuarto trimestre del 2013" "Tercer trimestre del 2013"   
## [31] "Segundo trimestre del 2013" "Primer trimestre del 2013"   
## [33] "Cuarto trimestre del 2012" "Tercer trimestre del 2012"   
## [35] "Segundo trimestre del 2012" "Primer trimestre del 2012"   
## [37] "Cuarto trimestre del 2011" "Tercer trimestre del 2011"   
## [39] "Segundo trimestre del 2011" "Primer trimestre del 2011"   
## [41] "Cuarto trimestre del 2010" "Tercer trimestre del 2010"   
## [43] "Segundo trimestre del 2010" "Primer trimestre del 2010"

Se vio que son 44 variables dado que está dividido en trimestres cada año. Ya que no era de interés hacer un análisis muy específico, se creó una nueva base de datos (year\_pob\_edad); la cual simplifica los trimestres en años; obteniendo el promedio de los cuatro trimestres para cada año. Además, se descartaron los datos del 2020 debido a que están incompletos.

n\_pob\_edad <- pob\_edad%>%select(c(-2,-3,-4)) #No contiene datos del año 2020  
head(n\_pob\_edad)

## # A tibble: 6 x 41  
## Edad `Cuarto trimest… `Tercer trimest… `Segundo trimes… `Primer trimest…  
## <chr> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>  
## 1 Total 1942071 2147638 2014496 1886205  
## 2 15 a… 266067 314248 252272 220195  
## 3 20 a… 730644 838849 781727 758292  
## 4 30 a… 404933 416761 445968 405707  
## 5 40 a… 267931 326887 278995 277701  
## 6 50 a… 193444 179221 189128 161719  
## # … with 36 more variables: `Cuarto trimestre del 2018` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2018` <dbl>, `Segundo trimestre del 2018` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2018` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2017` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2017` <dbl>, `Segundo trimestre del 2017` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2017` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2016` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2016` <dbl>, `Segundo trimestre del 2016` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2016` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2015` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2015` <dbl>, `Segundo trimestre del 2015` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2015` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2014` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2014` <dbl>, `Segundo trimestre del 2014` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2014` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2013` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2013` <dbl>, `Segundo trimestre del 2013` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2013` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2012` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2012` <dbl>, `Segundo trimestre del 2012` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2012` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2011` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2011` <dbl>, `Segundo trimestre del 2011` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2011` <dbl>, `Cuarto trimestre del 2010` <dbl>, `Tercer  
## # trimestre del 2010` <dbl>, `Segundo trimestre del 2010` <dbl>, `Primer  
## # trimestre del 2010` <dbl>

#Se hace un ciclo for para obtener el promedio de los trimestres para cada año  
y <- 2019  
k <- 0  
year\_pob\_edad <- data.frame(n\_pob\_edad[,1])  
for (i in 1:10){  
 col <- rowMeans(n\_pob\_edad[, k+c(2,3,4,5)])  
 year\_pob\_edad <- cbind(year\_pob\_edad, col)  
 names(year\_pob\_edad)[i+1]<-y  
 k <- k+4  
 y<-y-1  
}  
head(year\_pob\_edad) #Se observan los datos

## Edad 2019 2018 2017 2016 2015 2014 2013  
## 1 Total 1997602.5 1833721.5 1863516.8 2085206.0 2293793.0 2508641.8 2559774.0  
## 2 15 a 19 263195.5 240547.0 247474.8 272397.2 321179.8 356195.0 381897.8  
## 3 20 a 29 777378.0 750091.8 741733.5 829108.8 893212.8 982459.0 986712.2  
## 4 30 a 39 418342.2 366794.0 381330.0 443118.5 482710.5 517964.8 528049.5  
## 5 40 a 49 287878.5 255199.5 266751.2 296153.0 315824.5 362073.5 364519.0  
## 6 50 a 59 180878.0 161943.0 157585.0 176364.8 205898.5 213205.5 209196.5  
## 2012 2011 2010  
## 1 2522033.2 2582814.8 2596167.8  
## 2 387745.0 413715.8 426812.2  
## 3 995008.2 1007102.5 983885.8  
## 4 509086.2 528556.8 536444.2  
## 5 328231.8 342919.5 354687.8  
## 6 215206.8 209276.8 211073.5

Teniendo la nueva base de datos, se alargó (se pusieron los años como renglones) para poder realizar un análisis visual de manera más sencilla. La nueva base de datos se llamó an\_pob\_edad.

edad\_pob\_edad <- data.frame("Edad"=c("Total", "15 a 19", "20 a 29", "30 a 39", "40 a 49", "50 a 59", "60≤", "No especificado"))  
edad\_pob\_edad <- data.frame("Edad"=rep(edad\_pob\_edad[,1], 10))#Se crea data frame con rangos de edad  
  
pob\_pob\_edad <- data.frame(year\_pob\_edad[ ,2]) #Se crea un data frame para guardar la población desocupada  
  
#Se hace un ciclo for para acomodar a la población desocupada de manera vertical  
c <- 3  
k <- 1  
for (i in 1:72){  
 row <- year\_pob\_edad[k ,c]  
 pob\_pob\_edad <- rbind(pob\_pob\_edad, row)  
 k <- k+1  
 if (k==9){  
 k <- 1  
 c <- c+1  
 }  
}  
pob\_pob\_edad

## year\_pob\_edad...2.  
## 1 1997602.50  
## 2 263195.50  
## 3 777378.00  
## 4 418342.25  
## 5 287878.50  
## 6 180878.00  
## 7 67586.25  
## 8 2344.00  
## 9 1833721.50  
## 10 240547.00  
## 11 750091.75  
## 12 366794.00  
## 13 255199.50  
## 14 161943.00  
## 15 57260.75  
## 16 1885.50  
## 17 1863516.75  
## 18 247474.75  
## 19 741733.50  
## 20 381330.00  
## 21 266751.25  
## 22 157585.00  
## 23 67421.50  
## 24 1220.75  
## 25 2085206.00  
## 26 272397.25  
## 27 829108.75  
## 28 443118.50  
## 29 296153.00  
## 30 176364.75  
## 31 67241.00  
## 32 822.75  
## 33 2293793.00  
## 34 321179.75  
## 35 893212.75  
## 36 482710.50  
## 37 315824.50  
## 38 205898.50  
## 39 74652.75  
## 40 314.25  
## 41 2508641.75  
## 42 356195.00  
## 43 982459.00  
## 44 517964.75  
## 45 362073.50  
## 46 213205.50  
## 47 76594.50  
## 48 149.50  
## 49 2559774.00  
## 50 381897.75  
## 51 986712.25  
## 52 528049.50  
## 53 364519.00  
## 54 209196.50  
## 55 88909.00  
## 56 490.00  
## 57 2522033.25  
## 58 387745.00  
## 59 995008.25  
## 60 509086.25  
## 61 328231.75  
## 62 215206.75  
## 63 86042.25  
## 64 713.00  
## 65 2582814.75  
## 66 413715.75  
## 67 1007102.50  
## 68 528556.75  
## 69 342919.50  
## 70 209276.75  
## 71 80684.00  
## 72 559.50  
## 73 2596167.75  
## 74 426812.25  
## 75 983885.75  
## 76 536444.25  
## 77 354687.75  
## 78 211073.50  
## 79 82270.75  
## 80 993.50

y\_pob\_edad <- data.frame(rep(2019, 8))#Se crea data frame con años  
#Se hace un ciclo for para agregar años  
y <- 2018  
c<-0  
for (j in 1:72){  
 y\_pob\_edad <- rbind(y\_pob\_edad, y)  
 c <- c+1  
 if (c==8){  
 c <- 0  
 y <- y-1  
 }  
}  
y\_pob\_edad

## rep.2019..8.  
## 1 2019  
## 2 2019  
## 3 2019  
## 4 2019  
## 5 2019  
## 6 2019  
## 7 2019  
## 8 2019  
## 9 2018  
## 10 2018  
## 11 2018  
## 12 2018  
## 13 2018  
## 14 2018  
## 15 2018  
## 16 2018  
## 17 2017  
## 18 2017  
## 19 2017  
## 20 2017  
## 21 2017  
## 22 2017  
## 23 2017  
## 24 2017  
## 25 2016  
## 26 2016  
## 27 2016  
## 28 2016  
## 29 2016  
## 30 2016  
## 31 2016  
## 32 2016  
## 33 2015  
## 34 2015  
## 35 2015  
## 36 2015  
## 37 2015  
## 38 2015  
## 39 2015  
## 40 2015  
## 41 2014  
## 42 2014  
## 43 2014  
## 44 2014  
## 45 2014  
## 46 2014  
## 47 2014  
## 48 2014  
## 49 2013  
## 50 2013  
## 51 2013  
## 52 2013  
## 53 2013  
## 54 2013  
## 55 2013  
## 56 2013  
## 57 2012  
## 58 2012  
## 59 2012  
## 60 2012  
## 61 2012  
## 62 2012  
## 63 2012  
## 64 2012  
## 65 2011  
## 66 2011  
## 67 2011  
## 68 2011  
## 69 2011  
## 70 2011  
## 71 2011  
## 72 2011  
## 73 2010  
## 74 2010  
## 75 2010  
## 76 2010  
## 77 2010  
## 78 2010  
## 79 2010  
## 80 2010

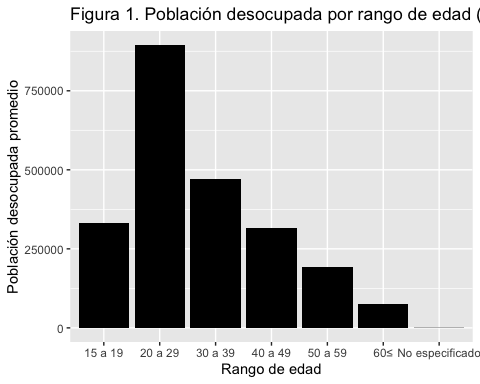
an\_pob\_edad<-cbind(edad\_pob\_edad, y\_pob\_edad, pob\_pob\_edad)   
names(an\_pob\_edad) <- c("Edad", "Año", "Población Desocupada")  
an\_pob\_edad #Data frame para realizar análisis visual

## Edad Año Población Desocupada  
## 1 Total 2019 1997602.50  
## 2 15 a 19 2019 263195.50  
## 3 20 a 29 2019 777378.00  
## 4 30 a 39 2019 418342.25  
## 5 40 a 49 2019 287878.50  
## 6 50 a 59 2019 180878.00  
## 7 60≤ 2019 67586.25  
## 8 No especificado 2019 2344.00  
## 9 Total 2018 1833721.50  
## 10 15 a 19 2018 240547.00  
## 11 20 a 29 2018 750091.75  
## 12 30 a 39 2018 366794.00  
## 13 40 a 49 2018 255199.50  
## 14 50 a 59 2018 161943.00  
## 15 60≤ 2018 57260.75  
## 16 No especificado 2018 1885.50  
## 17 Total 2017 1863516.75  
## 18 15 a 19 2017 247474.75  
## 19 20 a 29 2017 741733.50  
## 20 30 a 39 2017 381330.00  
## 21 40 a 49 2017 266751.25  
## 22 50 a 59 2017 157585.00  
## 23 60≤ 2017 67421.50  
## 24 No especificado 2017 1220.75  
## 25 Total 2016 2085206.00  
## 26 15 a 19 2016 272397.25  
## 27 20 a 29 2016 829108.75  
## 28 30 a 39 2016 443118.50  
## 29 40 a 49 2016 296153.00  
## 30 50 a 59 2016 176364.75  
## 31 60≤ 2016 67241.00  
## 32 No especificado 2016 822.75  
## 33 Total 2015 2293793.00  
## 34 15 a 19 2015 321179.75  
## 35 20 a 29 2015 893212.75  
## 36 30 a 39 2015 482710.50  
## 37 40 a 49 2015 315824.50  
## 38 50 a 59 2015 205898.50  
## 39 60≤ 2015 74652.75  
## 40 No especificado 2015 314.25  
## 41 Total 2014 2508641.75  
## 42 15 a 19 2014 356195.00  
## 43 20 a 29 2014 982459.00  
## 44 30 a 39 2014 517964.75  
## 45 40 a 49 2014 362073.50  
## 46 50 a 59 2014 213205.50  
## 47 60≤ 2014 76594.50  
## 48 No especificado 2014 149.50  
## 49 Total 2013 2559774.00  
## 50 15 a 19 2013 381897.75  
## 51 20 a 29 2013 986712.25  
## 52 30 a 39 2013 528049.50  
## 53 40 a 49 2013 364519.00  
## 54 50 a 59 2013 209196.50  
## 55 60≤ 2013 88909.00  
## 56 No especificado 2013 490.00  
## 57 Total 2012 2522033.25  
## 58 15 a 19 2012 387745.00  
## 59 20 a 29 2012 995008.25  
## 60 30 a 39 2012 509086.25  
## 61 40 a 49 2012 328231.75  
## 62 50 a 59 2012 215206.75  
## 63 60≤ 2012 86042.25  
## 64 No especificado 2012 713.00  
## 65 Total 2011 2582814.75  
## 66 15 a 19 2011 413715.75  
## 67 20 a 29 2011 1007102.50  
## 68 30 a 39 2011 528556.75  
## 69 40 a 49 2011 342919.50  
## 70 50 a 59 2011 209276.75  
## 71 60≤ 2011 80684.00  
## 72 No especificado 2011 559.50  
## 73 Total 2010 2596167.75  
## 74 15 a 19 2010 426812.25  
## 75 20 a 29 2010 983885.75  
## 76 30 a 39 2010 536444.25  
## 77 40 a 49 2010 354687.75  
## 78 50 a 59 2010 211073.50  
## 79 60≤ 2010 82270.75  
## 80 No especificado 2010 993.50

Con la nueva base de datos se realizó el análisis visual, descartando el Total para solo analizar los rangos de edad.

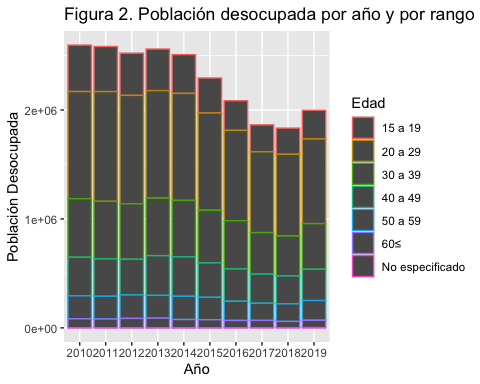
an\_pob\_edad[an\_pob\_edad[,1]!="Total",]%>%group\_by(Edad)%>%summarise(avg=mean(`Población Desocupada`))%>%  
 ggplot(aes(Edad, avg))+ylab("Población desocupada promedio")+xlab("Rango de edad")+ggtitle("Figura 1. Población desocupada por rango de edad (2010-2019)")+geom\_bar(stat = "identity", fill="617")

## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)



La Figura 1. sugiere que del año 2010 al 2019, en promedio, las personas de entre 20 a 29 años son las más desocupadas y las menos desocupadas son aquellas de 60 años o más. Para profundizar en el análisis, a continuación, se creó una gráfica de barras, la cual indica la cantidad de población desocupada por año y permite identificar los rangos de edad para conocer qué proporción representan en las barras.

#Bar plot   
an\_pob\_edad[an\_pob\_edad[,1]!="Total",]%>%group\_by(Año)%>%ggplot(aes(x=factor(Año), y=`Población Desocupada`, col=Edad))+xlab("Año")+ggtitle("Figura 2. Población desocupada por año y por rango de edad ")+geom\_bar(stat = "identity")



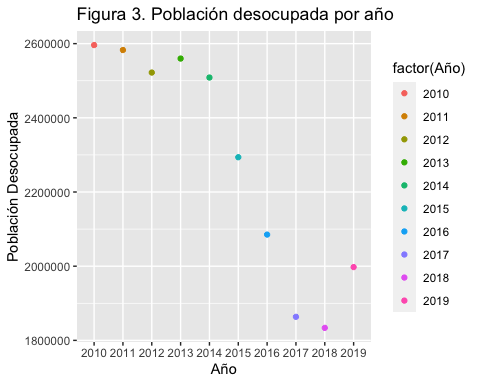
#Base de datos con población desocupada total por año  
y\_pob <- an\_pob\_edad[an\_pob\_edad[,1]!="Total",]%>%group\_by(Año)%>%summarise(`Población Desocupada`=sum(`Población Desocupada`))

## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)

y\_pob

## # A tibble: 10 x 2  
## Año `Población Desocupada`  
## <dbl> <dbl>  
## 1 2010 2596168.  
## 2 2011 2582815.  
## 3 2012 2522033.  
## 4 2013 2559774   
## 5 2014 2508642.  
## 6 2015 2293793   
## 7 2016 2085206   
## 8 2017 1863517.  
## 9 2018 1833722.  
## 10 2019 1997602.

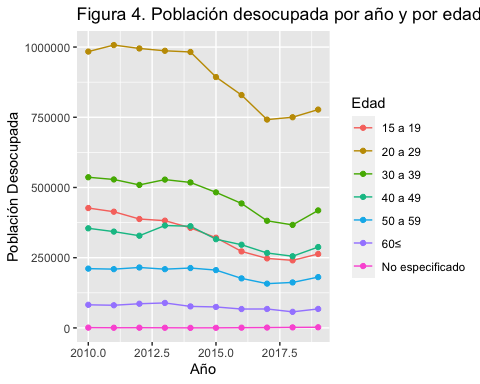
#Scatterplot  
  
y\_pob %>% ggplot(aes(x=factor(Año), y=`Población Desocupada`, col=factor(Año)))+xlab("Año")+ggtitle("Figura 3. Población desocupada por año")+geom\_point()



Las Figuras 2 y 3 muestran que la desocupación ha ido decreciendo, lo cual es bueno dado que la salud de la economía del país se ve beneficiada al no haber tanta gente desempleada que no tenga capacidad de consumir bienes y servicios.

Para entender mejor la desocupación de la gente, por rango de edad, del año 2010-2019, se hizo un gráfico que muestra el proceso de la desocupación por rango de edad y por año.

an\_pob\_edad[an\_pob\_edad[,1]!="Total",]%>%group\_by(Año)%>%ggplot(aes(x=Año, y=`Población Desocupada`, col=Edad))+ggtitle("Figura 4. Población desocupada por año y por edad")+geom\_line()+geom\_point()



La Figura 4, sugiere que la disminución de desocupación, del año 2010 al 2018, es proporcional en todos los rangos de edad. Sin embargo, se puede observar que la cantidad de personas desocupadas aumentó del año 2018 a 2019 para todos los grupos. Además, la gráfica sugiere que hay mucha más población desocupada, que entra en el rango de edad de 20 a 29 años y este comportamiento, grosso modo, es constante alrededor de los años.

El desempleo de jóvenes del rango de edad de 21 a 24 años corresponde a una cantidad significativa de egresados de universidades privadas y públicas que no encuentran trabajo en el mercado laboral [4]. Otro factor relacionado con la desocupación en jóvenes es la gran proporción de empleos informales que los absorben [5]; esto debe a que las condiciones laborales son precarias, las cuales afectan a los jóvenes en aspectos salariales y de largas jornadas (entre otros abusos) [4].

**Análisis de la población desocupada por entidad federativa**

En este apartado se analizan los datos referentes a la población desocupada por cada entidad federativa. De esta manera, se determinó si influyen diferentes regiones geográficas de la República Mexicana en el desempleo. La base de datos utilizada en este análisis fue depurada previamente en Excel para facilitar el análisis. Se obtuvieron los datos en la referencia número tres, de la página del INEGI.

pob\_ent\_fed <- read\_excel("INEGI\_pob\_entfed.xlsx") #Data frame con datos depurados  
summary(pob\_ent\_fed)

## Periodo de encuesta Total Entidad Federativa  
## Length:1419 Min. : 7603 Length:1419   
## Class :character 1st Qu.: 28638 Class :character   
## Mode :character Median : 49127 Mode :character   
## Mean : 139067   
## 3rd Qu.: 88348   
## Max. :2776351

head(pob\_ent\_fed)#Primeros 6 renglones

## # A tibble: 6 x 3  
## `Periodo de encuesta` Total `Entidad Federativa`  
## <chr> <dbl> <chr>   
## 1 Cuarto trimestre del 2020 2549487 Total   
## 2 Tercer trimestre del 2020 2769491 Total   
## 3 Primer trimestre del 2020 1976060 Total   
## 4 Cuarto trimestre del 2019 1942071 Total   
## 5 Tercer trimestre del 2019 2147638 Total   
## 6 Segundo trimestre del 2019 2014496 Total

tail(pob\_ent\_fed)#Últimas 6 filas

## # A tibble: 6 x 3  
## `Periodo de encuesta` Total `Entidad Federativa`  
## <chr> <dbl> <chr>   
## 1 Segundo trimestre del 2011 39046 Zacatecas   
## 2 Primer trimestre del 2011 39343 Zacatecas   
## 3 Cuarto trimestre del 2010 31646 Zacatecas   
## 4 Tercer trimestre del 2010 25580 Zacatecas   
## 5 Segundo trimestre del 2010 29823 Zacatecas   
## 6 Primer trimestre del 2010 33854 Zacatecas

Para conocer la estructura de la base de datos y los componentes de las diferentes variables, se escribe el siguiente código

str(pob\_ent\_fed) #Estructura de la base de datos

## tibble [1,419 × 3] (S3: tbl\_df/tbl/data.frame)  
## $ Periodo de encuesta: chr [1:1419] "Cuarto trimestre del 2020" "Tercer trimestre del 2020" "Primer trimestre del 2020" "Cuarto trimestre del 2019" ...  
## $ Total : num [1:1419] 2549487 2769491 1976060 1942071 2147638 ...  
## $ Entidad Federativa : chr [1:1419] "Total" "Total" "Total" "Total" ...

levels(factor(pob\_ent\_fed$`Entidad Federativa`))

## [1] "Aguascalientes" "Baja California"   
## [3] "Baja California Sur" "Campeche"   
## [5] "Chiapas" "Chihuahua"   
## [7] "Ciudad de México" "Coahuila de Zaragoza"   
## [9] "Colima" "Durango"   
## [11] "Guanajuato" "Guerrero"   
## [13] "Hidalgo" "Jalisco"   
## [15] "México" "Michoacán de Ocampo"   
## [17] "Morelos" "Nayarit"   
## [19] "Nuevo León" "Oaxaca"   
## [21] "Puebla" "Querétaro"   
## [23] "Quintana Roo" "San Luís Potosí"   
## [25] "Sinaloa" "Sonora"   
## [27] "Tabasco" "Tamaulipas"   
## [29] "Tlaxcala" "Total"   
## [31] "Veracruz de Ignacio de la Llave" "Yucatán"   
## [33] "Zacatecas"

Se observó la estructura de la base de datos, la cual tiene 1419 filas y 3 columnas. Las variables que la constituyen son Periodo de encuesta, Total (número de gente desocupada) y Entidad Federativa. Además, se observaron los niveles, los cuales representan a los 32 estados de la Nación (Descartando “Total”, dado que ésta abarca todas las Entidades Federativas).

levels(factor(pob\_ent\_fed$`Periodo de encuesta`))

## [1] "Cuarto trimestre del 2010" "Cuarto trimestre del 2011"   
## [3] "Cuarto trimestre del 2012" "Cuarto trimestre del 2013"   
## [5] "Cuarto trimestre del 2014" "Cuarto trimestre del 2015"   
## [7] "Cuarto trimestre del 2016" "Cuarto trimestre del 2017"   
## [9] "Cuarto trimestre del 2018" "Cuarto trimestre del 2019"   
## [11] "Cuarto trimestre del 2020" "Primer trimestre del 2010"   
## [13] "Primer trimestre del 2011" "Primer trimestre del 2012"   
## [15] "Primer trimestre del 2013" "Primer trimestre del 2014"   
## [17] "Primer trimestre del 2015" "Primer trimestre del 2016"   
## [19] "Primer trimestre del 2017" "Primer trimestre del 2018"   
## [21] "Primer trimestre del 2019" "Primer trimestre del 2020"   
## [23] "Segundo trimestre del 2010" "Segundo trimestre del 2011"  
## [25] "Segundo trimestre del 2012" "Segundo trimestre del 2013"  
## [27] "Segundo trimestre del 2014" "Segundo trimestre del 2015"  
## [29] "Segundo trimestre del 2016" "Segundo trimestre del 2017"  
## [31] "Segundo trimestre del 2018" "Segundo trimestre del 2019"  
## [33] "Tercer trimestre del 2010" "Tercer trimestre del 2011"   
## [35] "Tercer trimestre del 2012" "Tercer trimestre del 2013"   
## [37] "Tercer trimestre del 2014" "Tercer trimestre del 2015"   
## [39] "Tercer trimestre del 2016" "Tercer trimestre del 2017"   
## [41] "Tercer trimestre del 2018" "Tercer trimestre del 2019"   
## [43] "Tercer trimestre del 2020"

Se observó que la base de datos toma en cuenta el año 2020, el cual el cual fue eliminado. Dado que son 3 trimestres del año 2020 para cada entidad federativa y el total, se debe de tener una base de datos con 1320 filas.

pob\_ent\_fed1 <- pob\_ent\_fed%>%filter(!(`Periodo de encuesta` %in% c("Cuarto trimestre del 2020", "Tercer trimestre del 2020", "Primer trimestre del 2020")))  
pob\_ent\_fed1

## # A tibble: 1,320 x 3  
## `Periodo de encuesta` Total `Entidad Federativa`  
## <chr> <dbl> <chr>   
## 1 Cuarto trimestre del 2019 1942071 Total   
## 2 Tercer trimestre del 2019 2147638 Total   
## 3 Segundo trimestre del 2019 2014496 Total   
## 4 Primer trimestre del 2019 1886205 Total   
## 5 Cuarto trimestre del 2018 1828591 Total   
## 6 Tercer trimestre del 2018 1934278 Total   
## 7 Segundo trimestre del 2018 1858160 Total   
## 8 Primer trimestre del 2018 1713857 Total   
## 9 Cuarto trimestre del 2017 1830793 Total   
## 10 Tercer trimestre del 2017 1931269 Total   
## # … with 1,310 more rows

pob\_ent\_fed1[1:4,]

## # A tibble: 4 x 3  
## `Periodo de encuesta` Total `Entidad Federativa`  
## <chr> <dbl> <chr>   
## 1 Cuarto trimestre del 2019 1942071 Total   
## 2 Tercer trimestre del 2019 2147638 Total   
## 3 Segundo trimestre del 2019 2014496 Total   
## 4 Primer trimestre del 2019 1886205 Total

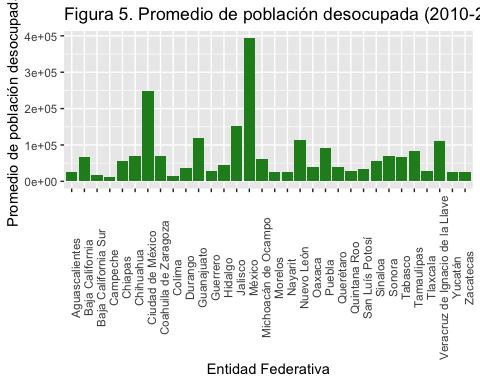
k <- 0  
y <- 2019  
avg <- data.frame()  
year <- data.frame()  
ent <- data.frame()  
for (i in 1:330){  
 tot\_avg <- colMeans(pob\_ent\_fed1[k+1:4,"Total"])  
 avg <- rbind(avg, tot\_avg)  
 ent <- rbind(ent, unique(pob\_ent\_fed1[k+1:4,"Entidad Federativa"]))  
 k <- k+4  
 year <- rbind(year, y)  
 y <- y-1  
 if (y==2009){  
 y<-2019  
 }  
}  
av\_pobent\_fed <- cbind(year, avg, ent)  
names(av\_pobent\_fed)<-c("Año", "Población Desocupada", "Entidad Federativa")  
av\_pobent\_fed

## Año Población Desocupada Entidad Federativa  
## 1 2019 1997602.50 Total  
## 2 2018 1833721.50 Total  
## 3 2017 1863516.75 Total  
## 4 2016 2085206.00 Total  
## 5 2015 2293793.00 Total  
## 6 2014 2508641.75 Total  
## 7 2013 2559774.00 Total  
## 8 2012 2522033.25 Total  
## 9 2011 2582814.75 Total  
## 10 2010 2596167.75 Total  
## 11 2019 20859.00 Aguascalientes  
## 12 2018 20057.75 Aguascalientes  
## 13 2017 20625.50 Aguascalientes  
## 14 2016 22438.75 Aguascalientes  
## 15 2015 24474.75 Aguascalientes  
## 16 2014 32044.25 Aguascalientes  
## 17 2013 29464.75 Aguascalientes  
## 18 2012 31948.50 Aguascalientes  
## 19 2011 33331.25 Aguascalientes  
## 20 2010 33672.00 Aguascalientes  
## 21 2019 45026.50 Baja California  
## 22 2018 43580.00 Baja California  
## 23 2017 47964.75 Baja California  
## 24 2016 42379.50 Baja California  
## 25 2015 65154.50 Baja California  
## 26 2014 86821.00 Baja California  
## 27 2013 81885.50 Baja California  
## 28 2012 93426.25 Baja California  
## 29 2011 87588.25 Baja California  
## 30 2010 78133.25 Baja California  
## 31 2019 18704.00 Baja California Sur  
## 32 2018 15480.50 Baja California Sur  
## 33 2017 17334.75 Baja California Sur  
## 34 2016 17553.75 Baja California Sur  
## 35 2015 17859.00 Baja California Sur  
## 36 2014 21037.75 Baja California Sur  
## 37 2013 18899.25 Baja California Sur  
## 38 2012 17806.75 Baja California Sur  
## 39 2011 18969.00 Baja California Sur  
## 40 2010 17900.75 Baja California Sur  
## 41 2019 14519.75 Campeche  
## 42 2018 13927.75 Campeche  
## 43 2017 15805.25 Campeche  
## 44 2016 15183.75 Campeche  
## 45 2015 11693.50 Campeche  
## 46 2014 11181.00 Campeche  
## 47 2013 9793.25 Campeche  
## 48 2012 8576.00 Campeche  
## 49 2011 11236.50 Campeche  
## 50 2010 11345.00 Campeche  
## 51 2019 63413.25 Coahuila de Zaragoza  
## 52 2018 57251.50 Coahuila de Zaragoza  
## 53 2017 59647.25 Coahuila de Zaragoza  
## 54 2016 59398.50 Coahuila de Zaragoza  
## 55 2015 66972.75 Coahuila de Zaragoza  
## 56 2014 70201.75 Coahuila de Zaragoza  
## 57 2013 72739.25 Coahuila de Zaragoza  
## 58 2012 70620.25 Coahuila de Zaragoza  
## 59 2011 73741.25 Coahuila de Zaragoza  
## 60 2010 89846.75 Coahuila de Zaragoza  
## 61 2019 13934.00 Colima  
## 62 2018 12503.00 Colima  
## 63 2017 13489.00 Colima  
## 64 2016 14839.50 Colima  
## 65 2015 16659.00 Colima  
## 66 2014 16675.00 Colima  
## 67 2013 17999.00 Colima  
## 68 2012 15282.50 Colima  
## 69 2011 14628.25 Colima  
## 70 2010 14213.00 Colima  
## 71 2019 69012.25 Chiapas  
## 72 2018 55720.00 Chiapas  
## 73 2017 51018.00 Chiapas  
## 74 2016 61795.50 Chiapas  
## 75 2015 61163.00 Chiapas  
## 76 2014 59896.25 Chiapas  
## 77 2013 58171.25 Chiapas  
## 78 2012 44976.50 Chiapas  
## 79 2011 41780.50 Chiapas  
## 80 2010 50040.75 Chiapas  
## 81 2019 53093.00 Chihuahua  
## 82 2018 54476.75 Chihuahua  
## 83 2017 44750.00 Chihuahua  
## 84 2016 51850.50 Chihuahua  
## 85 2015 59511.50 Chihuahua  
## 86 2014 65588.50 Chihuahua  
## 87 2013 80690.25 Chihuahua  
## 88 2012 96367.50 Chihuahua  
## 89 2011 95537.25 Chihuahua  
## 90 2010 102246.00 Chihuahua  
## 91 2019 225070.00 Ciudad de México  
## 92 2018 206191.50 Ciudad de México  
## 93 2017 200377.75 Ciudad de México  
## 94 2016 220661.00 Ciudad de México  
## 95 2015 233869.00 Ciudad de México  
## 96 2014 284789.25 Ciudad de México  
## 97 2013 271720.50 Ciudad de México  
## 98 2012 274814.50 Ciudad de México  
## 99 2011 270657.75 Ciudad de México  
## 100 2010 289733.50 Ciudad de México  
## 101 2019 32364.25 Durango  
## 102 2018 33750.00 Durango  
## 103 2017 29144.50 Durango  
## 104 2016 34769.50 Durango  
## 105 2015 36949.25 Durango  
## 106 2014 42205.00 Durango  
## 107 2013 42847.00 Durango  
## 108 2012 39735.50 Durango  
## 109 2011 43567.25 Durango  
## 110 2010 34543.75 Durango  
## 111 2019 97052.25 Guanajuato  
## 112 2018 94256.25 Guanajuato  
## 113 2017 90748.50 Guanajuato  
## 114 2016 102450.75 Guanajuato  
## 115 2015 118183.00 Guanajuato  
## 116 2014 119629.50 Guanajuato  
## 117 2013 142061.25 Guanajuato  
## 118 2012 149696.50 Guanajuato  
## 119 2011 136844.25 Guanajuato  
## 120 2010 132748.25 Guanajuato  
## 121 2019 23180.50 Guerrero  
## 122 2018 17847.75 Guerrero  
## 123 2017 23764.75 Guerrero  
## 124 2016 29166.50 Guerrero  
## 125 2015 29515.75 Guerrero  
## 126 2014 27988.50 Guerrero  
## 127 2013 35261.75 Guerrero  
## 128 2012 30627.75 Guerrero  
## 129 2011 35337.50 Guerrero  
## 130 2010 27952.00 Guerrero  
## 131 2019 32053.50 Hidalgo  
## 132 2018 32098.75 Hidalgo  
## 133 2017 34702.00 Hidalgo  
## 134 2016 38273.50 Hidalgo  
## 135 2015 48129.25 Hidalgo  
## 136 2014 51258.25 Hidalgo  
## 137 2013 58804.25 Hidalgo  
## 138 2012 54642.25 Hidalgo  
## 139 2011 50394.00 Hidalgo  
## 140 2010 46507.75 Hidalgo  
## 141 2019 115866.75 Jalisco  
## 142 2018 103728.50 Jalisco  
## 143 2017 107139.00 Jalisco  
## 144 2016 134477.00 Jalisco  
## 145 2015 168600.75 Jalisco  
## 146 2014 180691.25 Jalisco  
## 147 2013 169849.50 Jalisco  
## 148 2012 167692.50 Jalisco  
## 149 2011 182064.00 Jalisco  
## 150 2010 182360.25 Jalisco  
## 151 2019 367393.50 México  
## 152 2018 315875.25 México  
## 153 2017 306141.00 México  
## 154 2016 387681.00 México  
## 155 2015 410363.75 México  
## 156 2014 435033.00 México  
## 157 2013 416830.00 México  
## 158 2012 421912.00 México  
## 159 2011 425321.00 México  
## 160 2010 451530.50 México  
## 161 2019 56427.50 Michoacán de Ocampo  
## 162 2018 44078.00 Michoacán de Ocampo  
## 163 2017 51242.00 Michoacán de Ocampo  
## 164 2016 54680.25 Michoacán de Ocampo  
## 165 2015 61784.75 Michoacán de Ocampo  
## 166 2014 66466.25 Michoacán de Ocampo  
## 167 2013 81912.50 Michoacán de Ocampo  
## 168 2012 70523.50 Michoacán de Ocampo  
## 169 2011 54605.75 Michoacán de Ocampo  
## 170 2010 64150.50 Michoacán de Ocampo  
## 171 2019 20218.75 Morelos  
## 172 2018 18018.75 Morelos  
## 173 2017 17398.00 Morelos  
## 174 2016 21627.75 Morelos  
## 175 2015 26324.25 Morelos  
## 176 2014 32210.50 Morelos  
## 177 2013 33714.75 Morelos  
## 178 2012 28539.25 Morelos  
## 179 2011 26718.75 Morelos  
## 180 2010 33403.00 Morelos  
## 181 2019 24575.25 Nayarit  
## 182 2018 24456.50 Nayarit  
## 183 2017 21402.25 Nayarit  
## 184 2016 23158.25 Nayarit  
## 185 2015 30801.25 Nayarit  
## 186 2014 31292.75 Nayarit  
## 187 2013 29025.25 Nayarit  
## 188 2012 29037.25 Nayarit  
## 189 2011 25206.50 Nayarit  
## 190 2010 20936.50 Nayarit  
## 191 2019 88904.75 Nuevo León  
## 192 2018 89528.75 Nuevo León  
## 193 2017 92620.75 Nuevo León  
## 194 2016 102251.00 Nuevo León  
## 195 2015 107764.00 Nuevo León  
## 196 2014 119650.25 Nuevo León  
## 197 2013 128801.00 Nuevo León  
## 198 2012 131431.25 Nuevo León  
## 199 2011 135854.75 Nuevo León  
## 200 2010 144913.50 Nuevo León  
## 201 2019 32747.00 Oaxaca  
## 202 2018 27373.50 Oaxaca  
## 203 2017 36767.50 Oaxaca  
## 204 2016 33415.50 Oaxaca  
## 205 2015 49247.00 Oaxaca  
## 206 2014 49112.25 Oaxaca  
## 207 2013 46651.50 Oaxaca  
## 208 2012 44924.75 Oaxaca  
## 209 2011 47651.75 Oaxaca  
## 210 2010 38524.00 Oaxaca  
## 211 2019 78081.25 Puebla  
## 212 2018 72740.00 Puebla  
## 213 2017 77749.75 Puebla  
## 214 2016 80914.25 Puebla  
## 215 2015 85331.00 Puebla  
## 216 2014 103226.00 Puebla  
## 217 2013 108014.25 Puebla  
## 218 2012 102212.75 Puebla  
## 219 2011 115604.00 Puebla  
## 220 2010 98496.50 Puebla  
## 221 2019 37844.00 Querétaro  
## 222 2018 32604.50 Querétaro  
## 223 2017 35780.75 Querétaro  
## 224 2016 36312.00 Querétaro  
## 225 2015 38077.25 Querétaro  
## 226 2014 44437.50 Querétaro  
## 227 2013 42081.75 Querétaro  
## 228 2012 38912.25 Querétaro  
## 229 2011 44970.00 Querétaro  
## 230 2010 50264.00 Querétaro  
## 231 2019 26767.00 Quintana Roo  
## 232 2018 23191.50 Quintana Roo  
## 233 2017 25277.50 Quintana Roo  
## 234 2016 25783.75 Quintana Roo  
## 235 2015 30298.75 Quintana Roo  
## 236 2014 36423.50 Quintana Roo  
## 237 2013 31969.00 Quintana Roo  
## 238 2012 30369.50 Quintana Roo  
## 239 2011 30947.25 Quintana Roo  
## 240 2010 35443.00 Quintana Roo  
## 241 2019 32348.25 San Luís Potosí  
## 242 2018 30042.25 San Luís Potosí  
## 243 2017 27965.25 San Luís Potosí  
## 244 2016 28957.25 San Luís Potosí  
## 245 2015 33890.00 San Luís Potosí  
## 246 2014 34505.25 San Luís Potosí  
## 247 2013 38400.50 San Luís Potosí  
## 248 2012 35427.25 San Luís Potosí  
## 249 2011 42988.50 San Luís Potosí  
## 250 2010 43811.50 San Luís Potosí  
## 251 2019 45255.75 Sinaloa  
## 252 2018 43841.00 Sinaloa  
## 253 2017 50481.75 Sinaloa  
## 254 2016 50951.00 Sinaloa  
## 255 2015 57846.75 Sinaloa  
## 256 2014 67618.75 Sinaloa  
## 257 2013 65591.75 Sinaloa  
## 258 2012 59974.25 Sinaloa  
## 259 2011 64190.00 Sinaloa  
## 260 2010 54573.00 Sinaloa  
## 261 2019 63192.00 Sonora  
## 262 2018 52868.50 Sonora  
## 263 2017 52537.25 Sonora  
## 264 2016 69969.25 Sonora  
## 265 2015 67256.25 Sonora  
## 266 2014 74743.00 Sonora  
## 267 2013 72412.75 Sonora  
## 268 2012 80924.75 Sonora  
## 269 2011 78788.75 Sonora  
## 270 2010 84121.75 Sonora  
## 271 2019 75237.00 Tabasco  
## 272 2018 72919.25 Tabasco  
## 273 2017 69177.50 Tabasco  
## 274 2016 74621.25 Tabasco  
## 275 2015 65644.50 Tabasco  
## 276 2014 62757.25 Tabasco  
## 277 2013 63983.25 Tabasco  
## 278 2012 52502.75 Tabasco  
## 279 2011 60778.00 Tabasco  
## 280 2010 68965.25 Tabasco  
## 281 2019 58917.50 Tamaulipas  
## 282 2018 64439.25 Tamaulipas  
## 283 2017 67034.25 Tamaulipas  
## 284 2016 75478.25 Tamaulipas  
## 285 2015 75213.50 Tamaulipas  
## 286 2014 81562.00 Tamaulipas  
## 287 2013 106194.25 Tamaulipas  
## 288 2012 100046.25 Tamaulipas  
## 289 2011 111724.75 Tamaulipas  
## 290 2010 103217.25 Tamaulipas  
## 291 2019 23154.25 Tlaxcala  
## 292 2018 22021.50 Tlaxcala  
## 293 2017 21696.50 Tlaxcala  
## 294 2016 23569.00 Tlaxcala  
## 295 2015 27231.25 Tlaxcala  
## 296 2014 29331.25 Tlaxcala  
## 297 2013 30316.00 Tlaxcala  
## 298 2012 30325.50 Tlaxcala  
## 299 2011 32604.25 Tlaxcala  
## 300 2010 32612.50 Tlaxcala  
## 301 2019 101383.00 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 302 2018 101161.25 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 303 2017 114672.25 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 304 2016 112267.25 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 305 2015 119622.50 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 306 2014 114917.75 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 307 2013 114591.00 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 308 2012 107078.25 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 309 2011 123043.25 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 310 2010 102276.25 Veracruz de Ignacio de la Llave  
## 311 2019 20711.75 Yucatán  
## 312 2018 18951.00 Yucatán  
## 313 2017 21296.50 Yucatán  
## 314 2016 20467.25 Yucatán  
## 315 2015 26117.50 Yucatán  
## 316 2014 26170.75 Yucatán  
## 317 2013 30570.75 Yucatán  
## 318 2012 27326.00 Yucatán  
## 319 2011 25820.00 Yucatán  
## 320 2010 27460.00 Yucatán  
## 321 2019 20295.00 Zacatecas  
## 322 2018 18740.75 Zacatecas  
## 323 2017 17765.00 Zacatecas  
## 324 2016 17863.75 Zacatecas  
## 325 2015 22243.75 Zacatecas  
## 326 2014 29176.50 Zacatecas  
## 327 2013 28527.00 Zacatecas  
## 328 2012 34352.50 Zacatecas  
## 329 2011 40320.50 Zacatecas  
## 330 2010 30225.75 Zacatecas

av\_pobent\_fed es la base de datos, en la que se obtuvieron los promedios de los trimestres de cada año para poder realizar un análisis visual menos específico. A continuación, se presentan los gráficos.

av\_pobent\_fed %>% filter(!(`Entidad Federativa` %in% c("Total") ))%>%  
 group\_by(`Entidad Federativa`) %>% summarise(avg = mean(`Población Desocupada`))%>%  
 ggplot(aes(x=`Entidad Federativa`, y=avg))+  
 theme(axis.text.x = element\_text(angle = 90))+  
 ylab("Promedio de población desocupada")+  
 ggtitle("Figura 5. Promedio de población desocupada (2010-2019) vs Estado")+  
 geom\_bar(stat = "identity", fill="forest green")

## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)



Se puede observar que el estado con más personas desocupadas en promedio, desde el año 2010 al 2019, es México con 393808.1. En segundo lugar, se tiene a la Ciudad de México con ~ 247789 personas desempleadas en promedio.

#Valor promedio de población desempleada en México  
av\_pobent\_fed %>% filter(!(`Entidad Federativa` %in% c("Total") ))%>%group\_by(`Entidad Federativa`) %>% summarise(avg = mean(`Población Desocupada`))%>%.$avg%>%max()

## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)

## [1] 393808.1

#Fila de la Ciudad de México  
av\_pobent\_fed %>% filter(!(`Entidad Federativa` %in% c("Total") ))%>%group\_by(`Entidad Federativa`) %>% summarise(avg = mean(`Población Desocupada`))%>%filter(`Entidad Federativa`=="Ciudad de México")

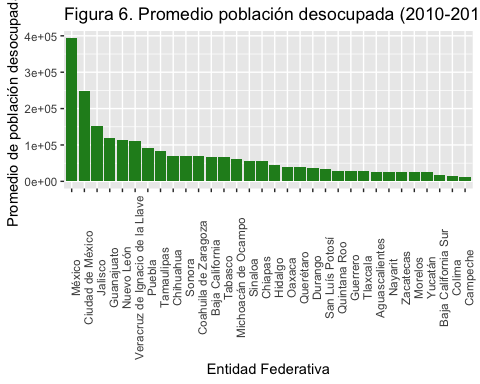
## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)

## # A tibble: 1 x 2  
## `Entidad Federativa` avg  
## <chr> <dbl>  
## 1 Ciudad de México 247788.

Para ver de forma gráfica cuáles son los estados con la mayor cantidad de gente desocupada a la menor, se escribe el siguiente código:

av\_pobent\_fed %>% filter(!(`Entidad Federativa` %in% c("Total") ))%>%  
 group\_by(`Entidad Federativa`) %>% summarise(avg = mean(`Población Desocupada`))%>%  
 ggplot(aes(x=reorder(`Entidad Federativa`, -avg), y=avg))+  
 theme(axis.text.x = element\_text(angle = 90))+  
 ylab("Promedio de población desocupada")+  
 xlab("Entidad Federativa")+  
 ggtitle("Figura 6. Promedio población desocupada (2010-2019) vs Estado (desc.)")+  
 geom\_bar(stat = "identity", fill="forest green")

## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)

 La Figura 5 y 6, muestran que en promedio ha habido más personas desempleadas del año 2010 al 2019. Sin embargo, eso no significa que México sea la Entidad Federativa con más desempleados. Para ello se calculó la tasa de desempleo por estado, dividiendo el número de desempleados entre la población total.

df <- av\_pobent\_fed %>% filter(!(`Entidad Federativa` %in% c("Total") ))%>%group\_by(`Entidad Federativa`) %>% summarise(avg = mean(`Población Desocupada`))

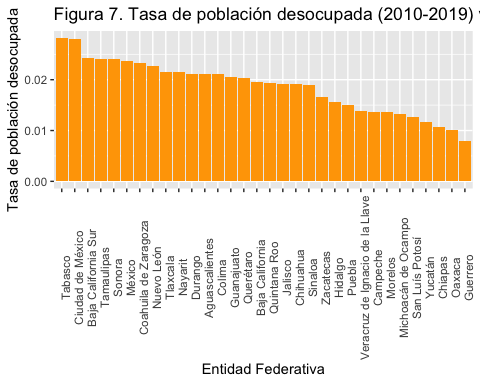
## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)

df

## # A tibble: 32 x 2  
## `Entidad Federativa` avg  
## <chr> <dbl>  
## 1 Aguascalientes 26892.  
## 2 Baja California 67196.  
## 3 Baja California Sur 18155.  
## 4 Campeche 12326.  
## 5 Chiapas 55357.  
## 6 Chihuahua 70411.  
## 7 Ciudad de México 247788.  
## 8 Coahuila de Zaragoza 68383.  
## 9 Colima 15022.  
## 10 Durango 36988.  
## # … with 22 more rows

Se creó un vector con la población total de cada entidad (los datos fueron obtenidos de la referencia 6) y se hace el análisis para conocer el porcentaje de personas desocupadas respecto a la población total.

pob\_tot\_ent <- c(1273404, 3443792, 745601, 897291, 5200849, 3681473, 8870622, 2932657, 713612, 1750791, 5780123, 3551527, 2850714, 7857979, 16672099, 4571000, 1902329, 1206119, 5028766, 3991911, 6144886, 1980225, 1539101, 2733708, 2965379, 2900849, 2364632, 3511463, 1265055, 7998824, 2097203, 1566089)  
df1 <- cbind(df, pob\_tot\_ent)  
df1 %>% summarise(tasa\_deso=(avg/pob\_tot\_ent), `Entidad Federativa`) %>%  
 ggplot(aes(x=reorder(`Entidad Federativa`, -tasa\_deso), y=tasa\_deso))+  
 theme(axis.text.x = element\_text(angle = 90))+  
 ylab("Tasa de población desocupada")+  
 xlab("Entidad Federativa")+  
 ggtitle("Figura 7. Tasa de población desocupada (2010-2019) vs Entidad Federativa")+  
 geom\_bar(stat = "identity", fill="orange")



La Figura 7, indica que Tabasco es el estado con más desocupación. Sin embargo, la gráfica revelaría verdades más precisas si la tasa se calculara como la razón entre el promedio de desempleados, a lo largo del 2010 hasta el 2019 y la población económicamente activa, para cada estado. No obstante, la gráfica es asertiva al indicar que Tabasco es la Entidad Federativa con más desempleo, dado que al menos en el año 2015 y 2017 fue el estado con mayor desocupación en el país [7, 8].

**Tasa de Condiciones Críticas de Ocupación (TCCO)**

Esta tasa es la proporción de la población ocupada, la cual labora menos de 35 horas por semana por razones de mercado y la que trabaja más de 48 horas por semana, ganando de 1 a 2 salarios mínimos, o la que labora más de 35 horas semanales con ingresos mensuales menores al salario mínimo [9].

Se hizo una búsqueda de datos y se encontraron datos del año 2010 al 2019. Con éstos, se realiza un análisis para determinar cómo ha evolucionado la TCCO a lo largo de los años mencionados (los datos se encuentran en la referencia [10]). La Figura 8 muestra una curva que se ajusta a los datos e incluye intervalos de confianza (área sombreada).

per <- 2010:2019  
por <- c(12.0, 11.3, 11.8, 12.0, 11.7, 12.5, 13.8, 13.8, 15.5, 19.0)  
tcco <- data.frame(per,por)  
tcco

## per por  
## 1 2010 12.0  
## 2 2011 11.3  
## 3 2012 11.8  
## 4 2013 12.0  
## 5 2014 11.7  
## 6 2015 12.5  
## 7 2016 13.8  
## 8 2017 13.8  
## 9 2018 15.5  
## 10 2019 19.0

tcco %>%ggplot(aes(x=per, y=por))+  
 xlab("Año")+  
 ylab("TCCO promedio (porcentaje respecto a la PEA)")+  
 ggtitle("Figura 8. TCCO vs Año" )+  
 geom\_point()+geom\_smooth()

## `geom\_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'

Chart, line chart

Description automatically generated

Se observa que la tasa del 2019 es ~158% más grande que la del 2010. Los datos revelan que las condiciones son cada vez más injustas en el sector laboral [4], lo cual afecta a la economía negativamente.

**Trabajadores desalentados y migración**

Un trabajador desalentado es aquel que ha dejado de buscar trabajo, porque no encuentra o porque no le son favorables las condiciones de trabajo. Este tipo de laborante, usualmente se le considera parte de la población inactiva (dado que no está buscando trabajo). Sin embargo, es una persona que realmente debería ser considerada activa debido a que muchas veces representa un problema en la economía, ya que se subestima el verdadero nivel de desempleo––es decir la situación parece no ser tan mala como realmente es [11] y este es el problema que tienen los trabajadores desalentados, que al decir que no buscan trabajo se consideran parte de la población inactiva cuando realmente son activos desocupados.

La migración es un medio para mejorar la calidad de vida de las personas. Aquellos individuos que viven en lugares donde no son contratados o donde las condiciones son inseguras en términos económicos, tienden a migrar a otra ubicación [12]. En México se está perdiendo mano de obra valiosa, que podría ser productiva en el país debido a que la gente está buscando mejores oportunidades [13]. Es decir, se está experimentando una pérdida de capital humano en este país debido al desempleo. Se ha visto que las condiciones económicas desfavorables provocan migración, pero solamente la gente que se encuentra desempleada [14].

**Conclusión**

Al analizar los datos de población desocupada por edad, se observó que la mayor parte de la población no empleada está dentro del rango de 20 a 29 años y aunque la cantidad de gente desocupada decreció del año 2010 al 2019, sigue habiendo una gran diferencia entre el número de individuos que entran en el intervalo de edad mencionado y los demás rangos de edad.

Realizando el análisis para la población desocupada por Entidad Federativa entre los años 2010-2019, se observó que Tabasco es el estado con más desempleados. La tasa no fue calculada con base en la población económicamente activa, sino con la población total de cada estado. Sin embargo, los resultados, aunque quizá no revelen las verdades más certeras, sí abarcan a los estados con más desocupación, ya que se comprobó con investigación.

Se vio con base en el TCCO, que las condiciones laborales son cada vez más injustas dado que el porcentaje creció considerablemente de 2010 a 2019. Esta tasa puede ser una de las razones por las que hay trabajadores desalentados, los cuales llegan a provocar que el nivel de desempleo que se calcula no refleje la verdad de una sociedad. Además, la tasa puede explicar por qué hay mucha gente de 20 a 29 años sin trabajo.

El desempleo a largo plazo afecta a la economía de un país, porque puede provocar que los trabajadores sean absorbidos por empleos informales o incluso provocar migración, la cual provoca disminución de productividad en un país.

**Referencias**

[1] Purdy, E. R., PhD. (2020). Unemployment. Salem Press Encyclopedia.

[2] Parkin, M. (2018). Economía. 12ava edición. México: Editorial Pearson. pp-516.

[3] Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo. (s.f.). INEGI. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/programas/enoe/15ymas/#Tabulados>

[4] Martínez, T & Valdelarame, J. (2016). Jóvenes de 20 a 29 años con más desempleo en 11 años. El Financiero. Recuperado de <https://www.elfinanciero.com.mx/economia/jovenes-de-20-a-29-anos-con-mas-desempleo-en-11-anos>

[5] ESTADÍSTICAS A PROPÓSITO DEL DÍA INTERNACIONAL DE LA JUVENTUD (12 DE AGOSTO). (2018). INEGI. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/aproposito/2018/juventud2018_Nal.pdf>

[6] Indicadores por entidad federativa. (s.f.). INEGI. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/app/estatal/>

[7]Estos son los estados donde hay más desempleo en México. (2017). Animal Político. Recuperado de <https://www.animalpolitico.com/2017/11/estados-mexico-desempleo-inegi/>

[8] ¿Cuáles son los estados con más desempleo en México?. (2015). Forbes. Recuperado de <https://www.forbes.com.mx/cuales-son-los-estados-con-mas-desempleo-en-mexico/>

[9] TCCO, (Tasa de Condiciones Críticas de Ocupación). (s.f.). INEGI. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/app/glosario/default.html?p=ENE>

[10] *Tasa de condiciones críticas de ccupación.* (s.f.). INEGI. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/app/buscador/default.html?q=Tasa+de+condiciones+cr%C3%ADticas+de+ocupaci%C3%B3n#tabMCcollapse-Indicadores>

[11] Paz. J. A. (2014). *Los trabajadores desanimados.* El Economista. Recuperado de <https://eleconomista.com.ar/2014-09-los-trabajadores-desanimados/>

[12] DaVanzo, J. (1978). Does Unemployment Affect Migration? Evidence from Micro Data. *The Review of Economics and Statistics,* *60*(4), 504-514. doi:10.2307/1924242

[13] Hernández, E., Ramírez, O., González, J. M., Pérez, F., & Espinoza, L. E. (2012). *Análisis del desempleo, la migración y la pobreza en México.* pp. 835-847. Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/141/14123097006.pdf>

[14] DaVanzo, J. (1978). Does unemployment affect migration? evidence from micro data. Santa Monica, CA: RAND Corporation. Recuperado de <https://www.rand.org/pubs/papers/P5786.html>