

Japan Automated Validation Model

Tipología y ciclo de vida de los datos - Práctica 2

Francisco J. Morales & Antonio Martín

2022-05-30

Contents

1	Descripción del dataset	1
2	Integración y selección de datos	2
3	Limpieza de los datos	4
3.1	Outliers	6
4	Análisis de los datos	7
4.1	Selección de grupos	7
4.2	Comprobación de normalidad y homocedasticidad	7
4.3	Aplicación de pruebas estadísticas	7
5	Resolución del problema	15
6	Generación del Output	16
7	Tabla de contribuciones	17

Chapter 1

Descripción del dataset

Nos disponemos a estudiar un Dataset cedido por el MLIT (Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism) de Japón. Es un dataset que se publicó en Kaggle y contiene un listado de transacciones de inmuebles desde 2005 a 2019 de las 47 prefecturas de Japón y puedes descargarse en la siguiente url:

<https://www.kaggle.com/datasets/nishiodens/japan-real-estate-transaction-prices>

Este dataset dispone no sólo del precio de venta del inmueble sino de variables cuantitativas como los metros cuadrados de algunas áreas a destacar, así como el total; como de variables cualitativas como el tipo del inmueble, la zona como su actividad (residencial o comercial), forma. Además podemos encontrar algunos flags de interés como si ha sido remodelado recientemente o si es excesivamente grande ($>2000\text{m}^2$),

En este ejercicio, nos dispondremos a unificar todos los datos de las 47 prefecturas en el mismo dataset, hacer una limpieza de ellos y entrenar un modelo de regresión para valorar futuros inmuebles (AVM) que estén a la venta y compararlo con la misma oferta para tomar decisiones.

Chapter 2

Integración y selección de datos

Empezamos por cargar el primer fichero que encontramos. Observamos los diferentes tipos de activos que tenemos y descartamos para quedarnos únicamente con las viviendas. Para ello, nos basamos en los campos Use y Purpose. Nuestra filosofía que si alguno de los usos que se le da al inmueble es House, lo consideramos vivienda. Si el campo está vacío, tomamos el valor de Purpose.

```
df_japan <- read.csv("data/japan_housing_data/trade_prices/01.csv")
df_japan_0 <- read.csv("data/japan_housing_data/trade_prices/01.csv")
```

```
table(df_japan$Type)
```

```
##
##              Agricultural Land              Forest Land
##              23590              8682
##      Pre-owned Condominiums, etc. Residential Land(Land and Building)
##              20897              66809
##      Residential Land(Land Only)
##              66260
```

```
head(table(df_japan$Use))
```

```
##
##              Factory
##              104989              375
##      Factory, Office      Factory, Office, Other
##              151              3
##      Factory, Office, Parking Lot      Factory, Office, Shop
##              2              8
```

```
head(table(df_japan$Purpose))
```

```
##
##      Factory      House      Office      Other      Shop
## 129356      333      42410      1272      10539      1481
```

```
df_japan[df_japan$Use=='','Use'] <- df_japan[df_japan$Use=='','Purpose']
df_japan <- subset(df_japan, grepl("House", df_japan$Use))
```

Como desconocemos si cada vivienda tiene un identificador como la referencia catastral aquí en España, o algún indicador en el que se vea si se ha hecho una división horizontal. Es más, como ni siquiera disponemos de la dirección, no es imposible determinar al 100% si dos ventas se refieren al mismo inmueble. El hecho aquí, es que hablamos de ventas y suponemos que una venta está duplicada si todos los campos son iguales. Es

decir, si se vende el mismo inmueble, el mismo año, en el mismo quarter, pero con diferente precio, lo vamos a considerar como una venta diferente. Si mas adelante vemos que esto empeora el modelo, rectificaremos.

```
duplicados <- nrow(df_japan[duplicated(df_japan), ])
df_japan <- df_japan[!duplicated(df_japan), ]
```

Una vez hemos cargado el primer fichero, hacemos un bucle para cargar el resto. Para optimizar recursos, iremos filtrando los tipos y revisando los duplicados en cada fichero.

```
resources_root <- "data/japan_housing_data/trade_prices/"

for(i in seq(from=2, to=47)){
  index_file <- paste('0',toString(i),sep = "",collapse = NULL)
  file <- paste(resources_root,substr(index_file, nchar(index_file)-1,
                                     nchar(index_file)),'.csv',sep = "",collapse = NULL)

  df <- read.csv(file)

  df[df_japan$Use=='','Use'] <- df[df$Use=='','Purpose']
  df <- subset(df, grepl("House", df$Use))

  duplicados <- nrow(df[duplicated(df), ]) + duplicados
  df <- df[!duplicated(df), ]

  df_japan <- union(df_japan,df)
}
```

Ahora, seleccionaremos los campos que a priori creemos que nos servirán para el modelo y exuiremos las redundantes.

```
columns <- c("No","Type","Region","MunicipalityCode","Prefecture","Municipality",
             "DistrictName","NearestStation","TimeToNearestStation",
             "MaxTimeToNearestStation","TradePrice","FloorPlan","Area","UnitPrice",
             "LandShape","Frontage","BuildingYear","Structure","CityPlanning",
             "Year","Quarter","Renovation")

df_japan <- df_japan[,columns]
```

Chapter 3

Limpieza de los datos

Para empezar le daremos una vista general a set de datos.

```
summary(df_japan)
```

```
##           No           Type           Region           MunicipalityCode
##  Min.      :    1  Length:1695459  Length:1695459  Min.      : 1101
## 1st Qu.: 25886  Class :character  Class :character 1st Qu.:12228
## Median : 66074  Mode  :character  Mode  :character Median :14153
## Mean   : 95151                                Mean   :19358
## 3rd Qu.:142559                                3rd Qu.:27203
## Max.    :406575                                Max.    :47382
##
## Prefecture      Municipality      DistrictName      NearestStation
## Length:1695459  Length:1695459      Length:1695459  Length:1695459
## Class :character  Class :character  Class :character  Class :character
## Mode  :character  Mode  :character  Mode  :character  Mode  :character
##
##
##
## TimeToNearestStation MaxTimeToNearestStation  TradePrice
## Length:1695459      Min.      : 0.00      Min.      :1.000e+02
## Class :character      1st Qu.: 8.00      1st Qu.:1.100e+07
## Mode  :character      Median : 14.00      Median :2.100e+07
##                                Mean   : 23.63      Mean   :2.466e+07
##                                3rd Qu.: 25.00      3rd Qu.:3.300e+07
##                                Max.    :120.00      Max.    :2.200e+10
##                                NA's     :66944
##
## FloorPlan          Area          UnitPrice          LandShape
## Length:1695459      Min.      : 10.0  Min.      :    1  Length:1695459
## Class :character      1st Qu.: 65.0  1st Qu.: 16000  Class :character
## Mode  :character      Median : 110.0  Median : 26000  Mode  :character
##                                Mean   : 155.7  Mean   : 40192
##                                3rd Qu.: 185.0  3rd Qu.: 50000
##                                Max.    :5000.0  Max.    :1100000
##                                NA's     :1682516
##
## Frontage           BuildingYear      Structure           CityPlanning
## Min.      : 0.4      Min.      :1945  Length:1695459  Length:1695459
## 1st Qu.: 7.4      1st Qu.:1985  Class :character  Class :character
```

```
## Median :10.5      Median :1998      Mode :character      Mode :character
## Mean :11.5       Mean :1996
## 3rd Qu.:14.0     3rd Qu.:2009
## Max. :50.0       Max. :2020
## NA's :655028    NA's :83422
##      Year      Quarter      Renovation
## Min. :2005     Min. :1.000     Length:1695459
## 1st Qu.:2010    1st Qu.:2.000     Class :character
## Median :2013    Median :3.000     Mode :character
## Mean :2013      Mean :2.508
## 3rd Qu.:2016    3rd Qu.:3.000
## Max. :2019      Max. :4.000
##
```

```
duplicados
```

```
## [1] 0
```

Podemos ver que, según nuestra definición, no tenemos ventas duplicadas.

Tomamos las siguientes decisiones.

- Eliminamos el ID que realmente no nos dice nada.
- Eliminamos el precio en moneda extranjera.
- Calculamos nosotros el precio por metro cuadrado dividiendo el precio de la venta entre el área. Asumimos que el campo AREA, incluye el resto de campos referidos a superficies.
- Eliminamos los terrenos no edificadas.
- Limpiamos datos nulos.

```
df_japan$Region[df_japan$Region == ''] <- "Other"
df_japan$FloorPlan[df_japan$FloorPlan == ''] <- "-"

df_japan$DistrictName[df_japan$DistrictName == '(No Address)'] <- "-"
df_japan$DistrictName[df_japan$DistrictName == ''] <- "-"
df_japan$NearestStation[df_japan$NearestStation == ''] <- "-"
df_japan$LandShape[df_japan$LandShape == ''] <- "-"
df_japan$Renovation[df_japan$Renovation == ''] <- "-"
df_japan$Structure[df_japan$Structure == ''] <- "-"
df_japan[is.na(df_japan$Frontage), 'Frontage'] <- 0

df_japan <- df_japan[!is.na(df_japan$TradePrice),]
df_japan <- df_japan[!is.na(df_japan$Area),]

df_japan$UnitPrice<- df_japan$TradePrice/df_japan$Area
df_japan <- df_japan[!is.na(df_japan$BuildingYear),]

table(df_japan$Type,df_japan$Region)
```

```
##
##                               Commercial Area Industrial Area   Other
## Pre-owned Condominiums, etc.                0                0 557357
## Residential Land(Land and Building)          34429            2156      0
##
##                               Potential Residential Area
## Pre-owned Condominiums, etc.                        0
## Residential Land(Land and Building)                102
##
```

```
##                               Residential Area
## Pre-owned Condominiums, etc.                0
## Residential Land(Land and Building)         1017993
```

```
table(df_japan$Year)
```

```
##
## 2005  2006  2007  2008  2009  2010  2011  2012  2013  2014  2015
## 13788 41545 92407 112551 118651 130856 119981 126467 136024 131875 138853
## 2016  2017  2018  2019
## 136477 126649 115185 70728
```

3.1 Outliers

Quitamos Outliers para limpiar los datos.

```
rating_plot <- ggplot(df_japan, aes(y=TradePrice)) + geom_boxplot()
```

```
ggplotly(rating_plot)
```

```
## PhantomJS not found. You can install it with webshot::install_phantomjs(). If it is installed, please
```

```
out_ <- boxplot.stats(df_japan$TradePrice)$out
idx_out_ <- which(df_japan$TradePrice %in% out_)
df_japan <- df_japan[-idx_out_,]
```


Chapter 4

Análisis de los datos

4.1 Selección de grupos

A priori, nos vamos a centrar en estimar el precio de la vivienda a partir del propio tipo. Vamos a suponer que el precio cuadrado de los pisos vendran dados por una distribución aleatoria con su media y varianza y estas serán diferentes de la distribución formada por los comercios, o chalets, etc.

4.2 Comprobación de normalidad y homocedasticidad

Al tener un volumen elevado de registros podemos aplicar el teorema central del límite por el que suponemos que la media muestral seguirá una distribución normal.

En cuanto a la homocedasticidad, podemos comprobar si la varianza se mantiene entre inmuebles de distinto tipo:

```
leveneTest(y = df_japan$TradePrice, group = df_japan$Type, center = "median")
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = "median")
##              Df F value    Pr(>F)
## group         1  23554 < 2.2e-16 ***
##          1569712
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Así a partir del resultado del test (p-value < 0,05) podemos concluir que no se da una homogeneidad en la varianza entre los distintos tipos de inmuebles.

4.3 Aplicación de pruebas estadísticas

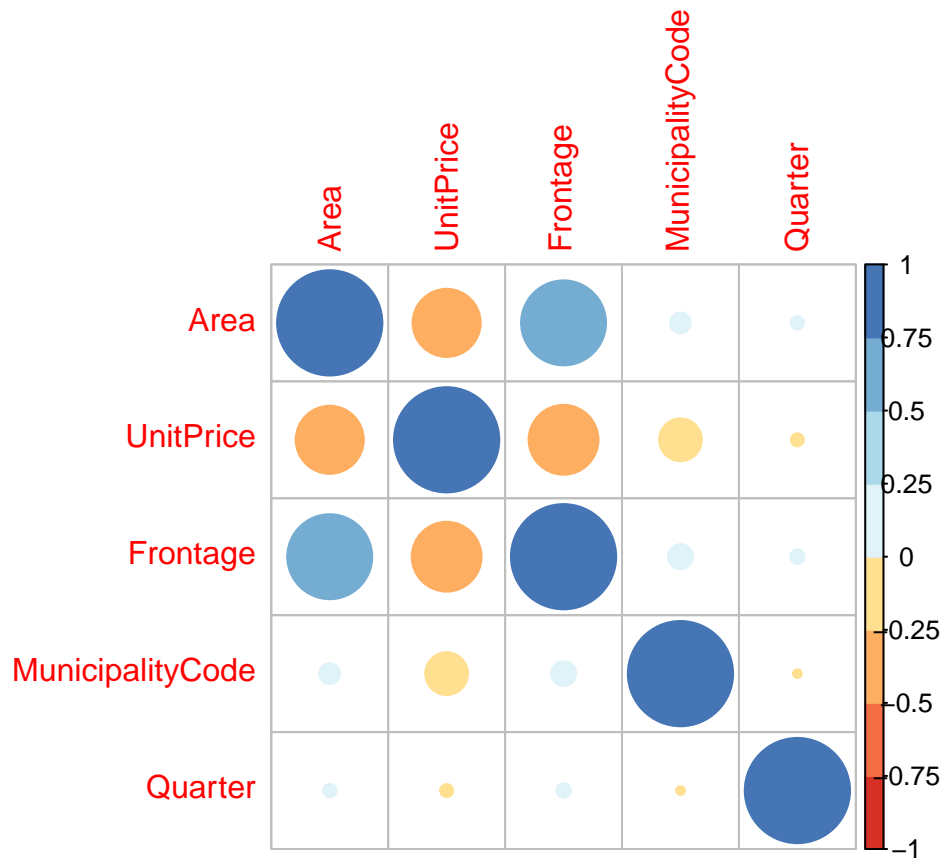
4.3.1 Correlaciones

Empezaremos primero analizando las correlaciones entre las variables numéricas.

```
cuantitativas <- df_japan %>% select (c(Area, UnitPrice, Frontage, MunicipalityCode, Quarter))

M <-cor(cuantitativas)

corrplot(M,
         col=brewer.pal(n=8, name="RdYlBu"))
```



Vemos que las variables Area y Frontage están correlacionadas entre sí y de manera más clara con UnitPrice que MunicipalityCode y Quarter, pero por si solas no explican el precio por metro cuadrado. Tendremos que ver la influencia de las otras variables a lo largo del tiempo.

4.3.1.1 Year

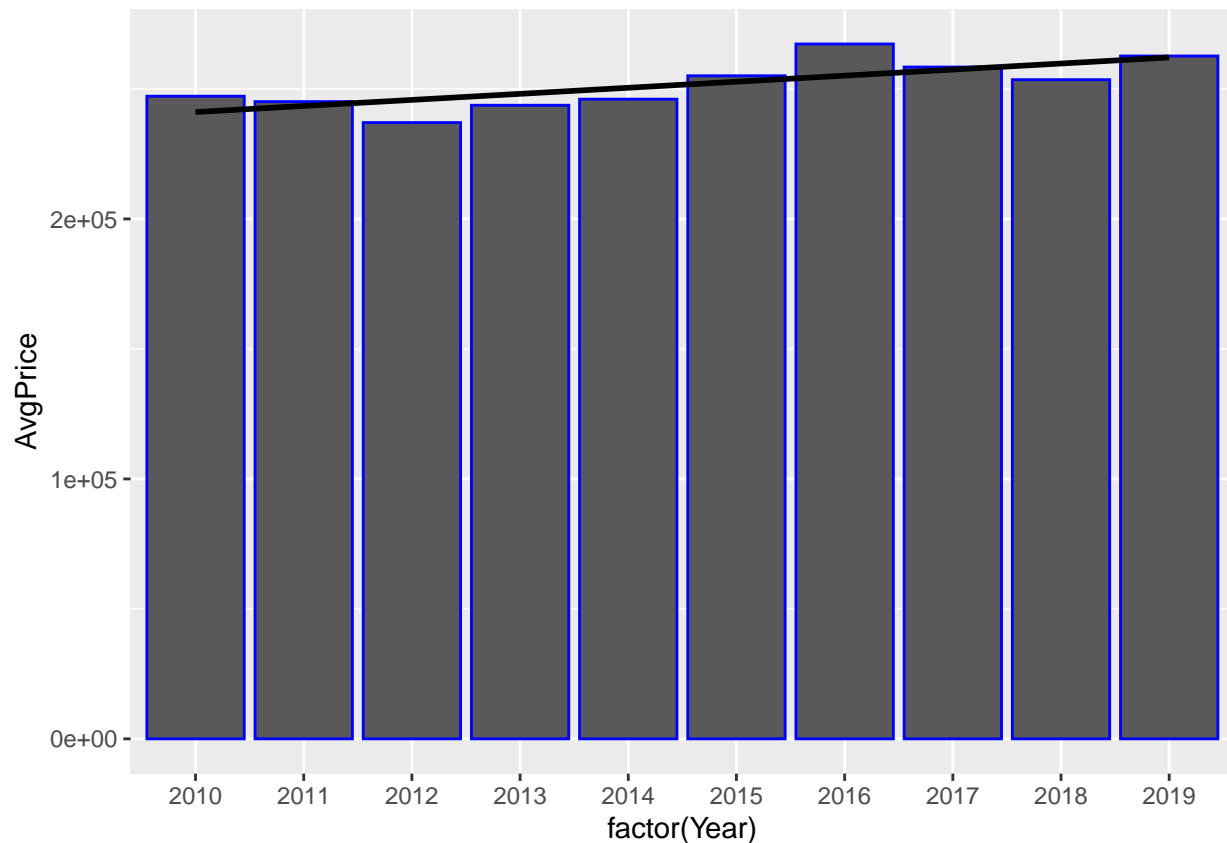
Veamos como ha evolucionado el metro cuadrado a lo largo del tiempo.

```
Unit.Price.Year <- df_japan %>% group_by(Year) %>% summarise(mean(UnitPrice))
```

```
colnames(Unit.Price.Year) <- c("Year", "AvgPrice")
```

```
tb0 <- ggplot(Unit.Price.Year[Unit.Price.Year$Year>=2010,], aes(x=factor(Year), y=AvgPrice)) +  
  geom_bar(col='blue',stat='identity') + geom_smooth(method = "lm", se=FALSE, color="black", aes(g  
tb0
```

```
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



Vemos que en 2012 hubo una bajada general, pero desde ese momento el valor del metro cuadrado ha ido creciendo. El punto aquí es que seguramente un el precio del metro de un piso no haya evolucionado igual que el de una casa en mitad del bosque. Veamos como a los largo de los años se comporta el precio del metro cuadrado en función de diferentes variables.

4.3.1.2 Type

Veamos respecto al Tipo.

```
Unit.Price.Year.Type <- df_japan %>% group_by(Year,Type) %>% summarise(mean(UnitPrice), .groups = 'drop')
colnames(Unit.Price.Year.Type) <- c("Year","Type","AvgPrice")

tbl1 <- ggplot(Unit.Price.Year.Type[Unit.Price.Year.Type$Year>=2014,], aes(x=factor(Year), y=AvgPrice))+
  geom_bar(col='blue',stat='identity') + geom_smooth(method = "lm", se=FALSE, color="black", aes(g
tbl1

## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



Vemos aquí que no solo el precio es significativamente diferente, sino que crecen a diferentes velocidades.

4.3.1.3 CityPlanning

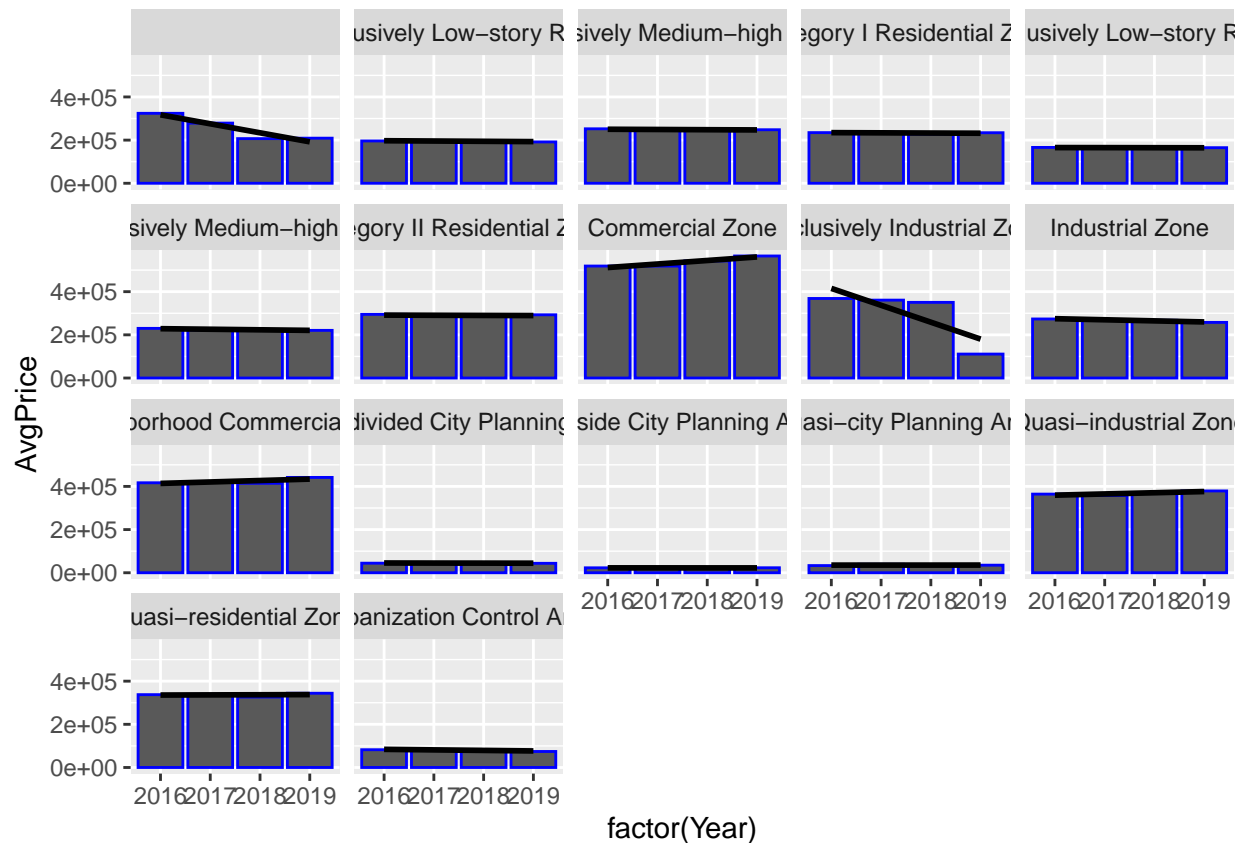
Veamos respecto a las zonas.

```
Unit.Price.Year.Planning <- df_japan %>% group_by(Year,CityPlanning) %>% summarise(mean(UnitPrice), .groups = "drop")
colnames(Unit.Price.Year.Planning) <- c("Year","CityPlanning","AvgPrice")

tb2 <- ggplot(Unit.Price.Year.Planning[Unit.Price.Year.Planning$Year>=2016,], aes(x=factor(Year), y=AvgPrice)) +
  geom_bar(col='blue',stat='identity') + geom_smooth(method = "lm", se=FALSE, color="black", aes(group=CityPlanning))

tb2

## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



Aquí vemos la misma situación que antes. No es lo mismo una vivienda en una zona comercial donde el precio es alto y se mantiene que en una zona industrial que cada vez se va devaluando que en una “Quasi-residential Zone” donde en estos últimos años empieza a valer bastante más el metro cuadrado.

4.3.1.4 Prefecture

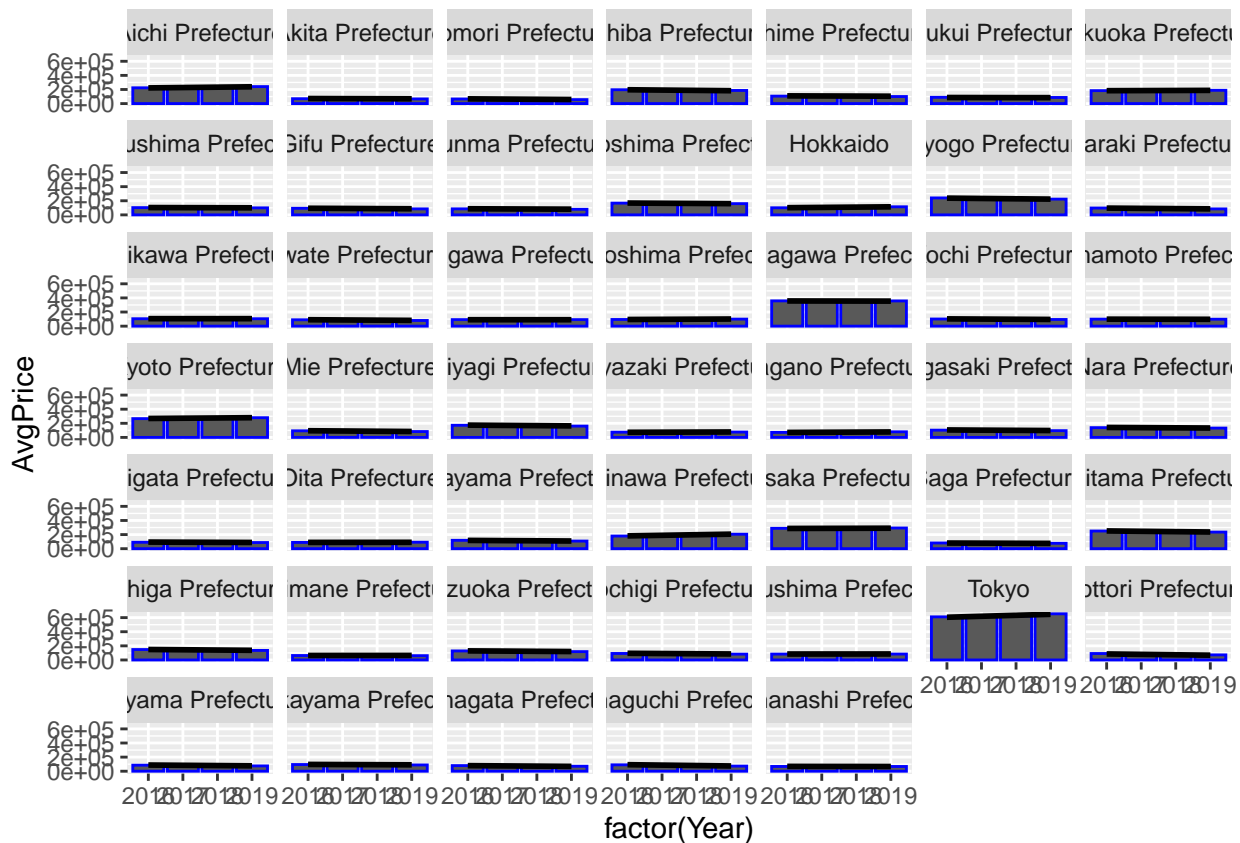
Veamos respecto a la Prefectura.

```
Unit.Price.Year.Prefecture <- df_japan %>% group_by(Year,Prefecture) %>% summarise(mean(UnitPrice), .groups = "drop")
colnames(Unit.Price.Year.Prefecture) <- c("Year","Prefecture","AvgPrice")

tb3 <- ggplot(Unit.Price.Year.Prefecture[Unit.Price.Year.Prefecture$Year>=2016,], aes(x=factor(Year), y=AvgPrice)) +
  geom_bar(col='blue',stat='identity') + geom_smooth(method = "lm", se=FALSE, color="black", aes(g))

tb3

## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```



La misma situación es un factor a tener en cuenta también que no es lo mismo una vivienda en Tokio que en Hokkaido. Incluso, posiblemente dentro de la misma prefectura, la evolución del metro cuadrado sea diferente.

4.3.2 Comparación de medias

Pasemos a estudiar si, por lo general, el precio de un inmueble es diferente dependiendo del tipo. En este caso nos hemos centrado en los tipos más comunes que son: Pisos (Pre-owned Condominiums, etc.) y casas (Residential Land(Land and Building)). Como hemos asumido normalidad y hemos comprobado que no tienen la misma varianza, debemos la prueba t-Student para muestras independientes con varianzas diferentes..

```
t.test(df_japan$TradePrice[which(df_japan$Type == "Pre-owned Condominiums, etc."),
  df_japan$TradePrice[which(df_japan$Type == "Residential Land(Land and Building)"),
  var.equal=FALSE)
```

```
##
## Welch Two Sample t-test
##
## data: df_japan$TradePrice[which(df_japan$Type == "Pre-owned Condominiums, etc.")] and df_japan$Trade
## t = -153.49, df = 1244467, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## -3513749 -3425144
## sample estimates:
## mean of x mean of y
## 20149066 23618513
```

Como el p-value es inferior a 0.05, descartamos la hipótesis nula de que las medias poblacionales de las diferentes variables son iguales.

4.3.3 Modelo de regresión

En un principio se pensaba hacer un modelo para estimar el valor del metro cuadrado a través de **comparables**. El hecho de cómo ha evolucionado el precio del metro cuadrado en los últimos años y en la heterogeneidad de este en diferentes prefecturas y dentro de estas, en los diferentes municipios y distritos nos impedía encontrar un inmueble similar a otro. Una opción con más tiempo sería aplicar un algoritmo de Clustering o un Árbol de decisión para esto. En este caso hemos optado en seleccionar las variables que hemos visto que influyen en el precio del metro cuadrado y crear un modelo de regresión lineal.

Como hemos observado que la situación ha cambiado con los años, siendo muy diferente de la actual, únicamente nos quedaremos con los datos de los 2 últimos años registrados en el dataset.

```
df_japan <- df_japan[df$Year>=2018,]
```

A continuación creamos la muestra aleatoria. Añadimos las variables que hemos estudiado y algunas que pueden tener relevancia para el diseño del modelo.

```
set.seed(20)
train_index <- sample(1:nrow(df_japan), 0.9 * nrow(df_japan))
test_index <- setdiff(1:nrow(df_japan), train_index)
df_japan_test <- df_japan[test_index,]

columns_model <- c("Type", "Region", "MunicipalityCode", "Prefecture", "MaxTimeToNearestStation",
                  "FloorPlan", "Area", "UnitPrice",
                  "LandShape", "Frontage", "CityPlanning", "Year", "Quarter", "Renovation", "Structure", "BuildingYear")

df_japan_train <- df_japan[train_index, columns_model]
```

Creamos nuestro primer modelo, empleando únicamente las variables Area y Frontage que habíamos visto que presentan una fuerte correlación con el precio de las viviendas.

```
model <- lm(UnitPrice~Area+ Frontage, data=df_japan_train)
summary(model)$r.squared
```

```
## [1] 0.2217716
```

Como se puede ver, el valor de R^2 es bastante bajo por lo que planteamos añadir algunas de las variables categóricas del dataset (Type, Region, Prefecture, CityPlanning y Renovation) para observar si mejoran el modelo a crear:

```
model2 <- lm(UnitPrice~factor(Type)+Area + Frontage+factor(Region) + factor(Prefecture)+
factor(CityPlanning)+factor(Renovation), data=df_japan_train)
summary(model2)$r.squared
```

```
## [1] 0.5558014
```

Como podemos ver, tras añadir estas variables el modelo mejora bastante.

Añadimos también MunicipalityCode, Structure y BuildingYear a la regresión con el siguiente resultado:

```
model3 <- lm(UnitPrice~factor(Type)+Area + Frontage+factor(Region)+ factor(Prefecture)+
factor(CityPlanning)+factor(Renovation)+ factor(Structure) + BuildingYear, data=df_japan_train, na.action=na.omit)
summary(model3)$r.squared
```

```
## [1] 0.6547424
```

Esto mejora en gran medida la regresión, por lo que mantenemos este como modelo final.

Por último llevamos a cabo la predicción de los valores de TradePrice para los datos de test y calculamos el error medio cometido en la predicción en base a la media del precio de los inmuebles.

```
df_japan_test$NewValue <- predict(model3, df_japan_test, interval = c("confidence"), se.fit=FALSE)
```

```
df_japan_result <- df_japan_test[,c('No', 'Prefecture', 'TradePrice')]
df_japan_result$EstimateTradePrice <- df_japan_test$NewValue * df_japan_test$Area
summary(df_japan_result$TradePrice - df_japan_result$EstimateTradePrice)
```

##	fit	lwr	upr
## Min.	:-414166088	Min. :-400658502	Min. :-427673673
## 1st Qu.:	-7669994	1st Qu.: -7011753	1st Qu.: -8358064
## Median :	-953177	Median : -403794	Median : -1499139
## Mean :	91561	Mean : 953364	Mean : -770242
## 3rd Qu.:	6185011	3rd Qu.: 6777465	3rd Qu.: 5589856
## Max.	: 652922269	Max. : 673225242	Max. : 632619295

Chapter 5

Resolución del problema

Como conclusión tras el estudio del dataset podemos concluir que la estimación del valor exacto de un inmueble atiende a un gran número de variables, complicando en gran medida la generación de modelos predictivos. Aun así, el modelo generado es capaz de reducir el error cometido por la tasación de inmuebles únicamente por su tamaño (primer modelo) y pone de manifiesto la importancia de la ubicación, tipo y momento de construcción de las viviendas a estudiar. Encontramos el porcentaje de error del 5% en la estimación del precio de las viviendas como una aproximación bastante buena a un modelo predictivo real.

Chapter 6

Generación del Output

```
write.csv(x = df_japan_result, file = "df_japan_result.csv", row.names = TRUE)
```

Chapter 7

Tabla de contribuciones

Contribuciones	Firma
Investigación previa	FJMH - AME
Redacción de las respuestas	FJMH - AME
Desarrollo código	FJMH - AME