Análisis exploratorio

2025-01-31

1. Haga una exploración rápida de sus datos, para eso haga un resumen de su conjunto de datos.

Exploración Rápida del Dataset:

```
# Resumen estadístico de todo el dataset
resumen_dataset <- summary(movies)

# Mostrar el resumen
resumen_dataset
```

```
##        id              budget             genres            homePage
##  Min.   :     5   Min.   :        0   Length:10000       Length:10000
##  1st Qu.: 12286   1st Qu.:        0   Class :character   Class :character
##  Median :152558   Median :   500000   Mode  :character   Mode  :character
##  Mean   :249877   Mean   : 18551632
##  3rd Qu.:452022   3rd Qu.: 20000000
##  Max.   :922260   Max.   :380000000
##  productionCompany  productionCompanyCountry productionCountry
##  Length:10000       Length:10000             Length:10000
##  Class :character   Class :character         Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character         Mode  :character
##
##
##
##     revenue             runtime        video           director
##  Min.   :0.000e+00   Min.   :  0.0   Mode :logical   Length:10000
##  1st Qu.:0.000e+00   1st Qu.: 90.0   FALSE:9430      Class :character
##  Median :1.631e+05   Median :100.0   TRUE :84        Mode  :character
##  Mean   :5.674e+07   Mean   :100.3   NA's :486
##  3rd Qu.:4.480e+07   3rd Qu.:113.0
##  Max.   :2.847e+09   Max.   :750.0
##     actors          actorsPopularity   actorsCharacter    originalTitle
##  Length:10000       Length:10000       Length:10000       Length:10000
##  Class :character   Class :character   Class :character   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character
##
##
##
##     title           originalLanguage     popularity        releaseDate
##  Length:10000       Length:10000       Min.   :    4.258   Length:10000
```

```
##  Class :character   Class :character   1st Qu.:   14.578   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Median :   21.906   Mode  :character
##                                        Mean   :   51.394
##                                        3rd Qu.:   40.654
##                                        Max.   :11474.647
##     voteAvg         voteCount      genresAmount    productionCoAmount
##  Min.   : 1.300   Min.   :    1   Min.   : 0.000   Min.   : 0.000
##  1st Qu.: 5.900   1st Qu.:  120   1st Qu.: 2.000   1st Qu.: 2.000
##  Median : 6.500   Median :  415   Median : 3.000   Median : 3.000
##  Mean   : 6.483   Mean   : 1342   Mean   : 2.596   Mean   : 3.171
##  3rd Qu.: 7.200   3rd Qu.: 1316   3rd Qu.: 3.000   3rd Qu.: 4.000
##  Max.   :10.000   Max.   :30788   Max.   :16.000   Max.   :89.000
##  productionCountriesAmount  actorsAmount    castWomenAmount
##  Min.   :  0.000           Min.   :     0   Length:10000
##  1st Qu.:  1.000           1st Qu.:    13   Class :character
##  Median :  1.000           Median :    21   Mode  :character
##  Mean   :  1.751           Mean   :  2148
##  3rd Qu.:  2.000           3rd Qu.:    36
##  Max.   :155.000           Max.   :919590
##  castMenAmount
##  Length:10000
##  Class :character
##  Mode  :character
##
##
##
```

Ahora analicemos todo lo que se pueda del resumen estadístico de todo el dataset y organicémoslo

Número de películas y variables

```
num_peliculas <- nrow(movies)
num_variables <- ncol(movies)
cat("- Total de películas:", num_peliculas, "\n")
```

```
## - Total de películas: 10000
```

```
cat("- Total de variables:", num_variables, "\n\n")
```

```
## - Total de variables: 27
```

Tipos de datos

```
tipos_datos <- sapply(movies, class)
print(tipos_datos)
```

```
##                         id                     budget                     genres
##                  "integer"                  "integer"                "character"
```

```
##                  homePage         productionCompany  productionCompanyCountry
##               "character"               "character"               "character"
##         productionCountry                   revenue                   runtime
##               "character"                 "numeric"                 "integer"
##                     video                  director                    actors
##                 "logical"               "character"               "character"
##          actorsPopularity           actorsCharacter             originalTitle
##               "character"               "character"               "character"
##                     title          originalLanguage                popularity
##               "character"               "character"                 "numeric"
##               releaseDate                   voteAvg                 voteCount
##               "character"                 "numeric"                 "integer"
##              genresAmount       productionCoAmount productionCountriesAmount
##                 "integer"                 "integer"                 "integer"
##              actorsAmount          castWomenAmount             castMenAmount
##                 "integer"               "character"               "character"
```

Valores faltantes por variable

```
valores_faltantes <- colSums(is.na(movies))
print(valores_faltantes[valores_faltantes > 0])
```

```
##                 homePage productionCompanyCountry                     video
##                     5807                      248                      486
```

Resumen Estadístico de Variables Cuantitativas

```
variables_cuantitativas <- c("budget", "revenue", "voteAvg", "voteCount", "runtime")
resumen_cuantitativo <- summary(movies[, variables_cuantitativas])
knitr::kable(as.data.frame(resumen_cuantitativo), format = "html", caption = "Resumen Estadístico de Va
```

Resumen Estadístico de Variables Cuantitativas

Var1

Var2

Freq

budget

Min. : 0

budget

1st Qu.: 0

budget

Median : 500000

budget

Mean : 18551632

budget

3rd Qu.: 20000000

budget

Max. :380000000

revenue

Min. :0.000e+00

revenue

1st Qu.:0.000e+00

revenue

Median :1.631e+05

revenue

Mean :5.674e+07

revenue

3rd Qu.:4.480e+07

revenue

Max. :2.847e+09

voteAvg

Min. : 1.300

voteAvg

1st Qu.: 5.900

voteAvg

Median : 6.500

voteAvg

Mean : 6.483

voteAvg

3rd Qu.: 7.200

voteAvg

Max. :10.000

voteCount

Min. : 1

voteCount

1st Qu.: 120

voteCount

Median : 415

voteCount

Mean : 1342

voteCount

3rd Qu.: 1316

voteCount

Max. :30788

runtime

Min. : 0.0

runtime

1st Qu.: 90.0

runtime

Median :100.0

runtime

Mean :100.3

runtime

3rd Qu.:113.0

runtime

Max. :750.0

Resumen de variables cualitativas en una tabla compacta

```
variables_cualitativas <- c("genres", "originalLanguage", "productionCountry")

# Crear un resumen con las 5 categorías más frecuentes para cada variable
resumen_cualitativas <- lapply(variables_cualitativas, function(var) {
  distribucion <- sort(table(movies[[var]]), decreasing = TRUE) # Ordenar frecuencias descendentes
  top_5 <- head(distribucion, 5) # Tomar las 5 más comunes
  return(data.frame(Categoría = names(top_5), Frecuencia = as.vector(top_5)))
})

# Mostrar el resumen en forma de tablas
names(resumen_cualitativas) <- variables_cualitativas

for (var in names(resumen_cualitativas)) {
  cat("\n- Variable:", var, "\n")
  print(resumen_cualitativas[[var]])
}
```

```
##
## - Variable: genres
##         Categoría Frecuencia
## 1           Drama        521
## 2          Comedy        440
## 3          Horror        230
## 4   Drama|Romance        211
## 5 Horror|Thriller        205
##
## - Variable: originalLanguage
```

```
##   Categoría Frecuencia
## 1        en       7772
## 2        ja        644
## 3        es        425
## 4        fr        271
## 5        ko        167
##
## - Variable: productionCountry
##                                  Categoría Frecuencia
## 1                United States of America       4971
## 2                                   Japan        613
## 3 United Kingdom|United States of America        339
## 4                          United Kingdom        294
## 5                                                233
```

```r
# Identificar y eliminar registros con valores faltantes en 'originalLanguage' o 'productionCountry'
movies_cleaned <- movies %>%
  filter(!is.na(originalLanguage) & originalLanguage != "",
         !is.na(productionCountry) & productionCountry != "")

# Resumen después de la limpieza
num_peliculas_original <- nrow(movies)
num_peliculas_cleaned <- nrow(movies_cleaned)

cat("Películas originales en el dataset:", num_peliculas_original, "\n")
```

```
## Películas originales en el dataset: 10000
```

```r
cat("Películas después de la limpieza:", num_peliculas_cleaned, "\n")
```

```
## Películas después de la limpieza: 9767
```

```r
cat("Películas eliminadas por datos faltantes:", num_peliculas_original - num_peliculas_cleaned, "\n")
```

```
## Películas eliminadas por datos faltantes: 233
```

Conclusiones y Observaciones

1. El conjunto de datos contiene 10,000 películas con información en 27 variables. Variables importantes como 'budget', 'revenue' y 'voteAvg' permiten un análisis financiero y de popularidad.
2. El análisis de las variables cualitativas como 'genres' muestra que hay géneros que predominan ampliamente, lo que refleja las tendencias de producción de la industria cinematográfica. Sin embargo, algunos géneros tienen muy pocas observaciones, lo que podría indicar nichos específicos.
3. Algunas variables, como 'budget' y 'revenue', contienen valores faltantes que deben manejarse para evitar sesgos.
4. Las variables cuantitativas 'voteAvg', 'voteCount', 'budget', y 'revenue' presentan una amplia variación, lo que sugiere que algunas películas tienen un éxito considerablemente mayor en términos de ingresos y popularidad en comparación con otras.

5.'runtime' presenta valores extremos, con películas de duración muy corta y muy larga. Este rango amplio puede estar influido por documentales, cortometrajes o películas experimentales.

6. Concentración de Información:
7. En las variables cualitativas, como 'productionCountry', se observó que unos pocos países concentran la mayoría de las producciones, mientras que otros aparecen con muy pocas películas. Esto refleja una concentración geográfica en la industria cinematográfica.
8. Las variables 'budget', 'revenue', 'originalLanguage', y 'productionCountry' tienen valores faltantes que pueden influir significativamente en los análisis y predicciones si no se manejan adecuadamente.
9. Tras la limpieza de datos, se eliminaron películas que no tenían información en 'originalLanguage' o 'productionCountry', lo que indica problemas de calidad de datos en el dataset original. Esto puede limitar ciertos análisis, como la evaluación de tendencias por país o idioma.

2. Diga el tipo de cada una de las variables (cualitativa ordinal o nominal, cuantitativa continua, cuantitativa discreta)

```
tipos_variables <- data.frame(
  Variable = names(movies),
  Tipo = sapply(movies, function(columna) {
    valores_unicos <- length(unique(columna))
    tipo_dato <- class(columna)

    if (tipo_dato %in% c("integer", "numeric")) {
      if (valores_unicos < 20) {
        return("Cuantitativa Discreta")
      } else {
        return("Cuantitativa Continua")
      }
    } else {
      if (valores_unicos < 20) {
        return("Cualitativa Ordinal")
      } else {
        return("Cualitativa Nominal")
      }
    }
  })
)
```

Resumir los resultados

```
cat("\n--- Resumen de la Clasificación de Variables ---\n")
```

```
##
## --- Resumen de la Clasificación de Variables ---
```

```r
table(tipos_variables$Tipo)
```

```
##
##   Cualitativa Nominal   Cualitativa Ordinal Cuantitativa Continua
##                    15                     1                    10
## Cuantitativa Discreta
##                     1
```

Mostrar solo un resumen de las variables más representativas (primeras filas de cada tipo)

```r
cat("\n--- Ejemplo de Variables Clasificadas ---\n")
```

```
##
## --- Ejemplo de Variables Clasificadas ---
```

```r
print(head(tipos_variables, n = 27))
```

```
##                                          Variable                  Tipo
## id                                             id Cuantitativa Continua
## budget                                       budget Cuantitativa Continua
## genres                                       genres   Cualitativa Nominal
## homePage                                   homePage   Cualitativa Nominal
## productionCompany                 productionCompany   Cualitativa Nominal
## productionCompanyCountry   productionCompanyCountry   Cualitativa Nominal
## productionCountry                 productionCountry   Cualitativa Nominal
## revenue                                     revenue Cuantitativa Continua
## runtime                                     runtime Cuantitativa Continua
## video                                         video   Cualitativa Ordinal
## director                                   director   Cualitativa Nominal
## actors                                       actors   Cualitativa Nominal
## actorsPopularity                   actorsPopularity   Cualitativa Nominal
## actorsCharacter                     actorsCharacter   Cualitativa Nominal
## originalTitle                         originalTitle   Cualitativa Nominal
## title                                         title   Cualitativa Nominal
## originalLanguage                   originalLanguage   Cualitativa Nominal
## popularity                               popularity Cuantitativa Continua
## releaseDate                             releaseDate   Cualitativa Nominal
## voteAvg                                     voteAvg Cuantitativa Continua
## voteCount                                 voteCount Cuantitativa Continua
## genresAmount                           genresAmount Cuantitativa Discreta
## productionCoAmount                 productionCoAmount Cuantitativa Continua
## productionCountriesAmount productionCountriesAmount Cuantitativa Continua
## actorsAmount                           actorsAmount Cuantitativa Continua
## castWomenAmount                     castWomenAmount   Cualitativa Nominal
## castMenAmount                         castMenAmount   Cualitativa Nominal
```

Análisis y conclusiones

1. Distribución General:

Se observó que la mayoría de las variables son cualitativas nominales, lo cual indica que el dataset contiene principalmente información categórica, útil para análisis descriptivos y de clasificación.

2. Variables Cuantitativas:

Las variables 'budget', 'revenue', 'voteAvg' y 'runtime' son cuantitativas continuas, lo que proporciona métricas clave para evaluar aspectos financieros y de popularidad de las películas. Las variables cuantitativas discretas (por ejemplo, conteos) son escasas, lo que limita ciertos tipos de análisis como frecuencias absolutas directas.

3. Importancia de las Variables Cualitativas:

Variables como 'genres', 'originalLanguage' y 'productionCountry' son críticas para identificar patrones de producción y popularidad según el contexto cultural y de mercado.

4. Categorías Redundantes o Vacías:

Se identificaron posibles categorías redundantes o vacías en algunas variables cualitativas, como 'originalLanguage' o 'productionCountry', lo cual podría requerir limpieza de datos para evitar sesgos.

5. Impacto en el Análisis:

Las variables cuantitativas continuas permitirán evaluar métricas clave como la correlación entre presupuesto e ingresos, mientras que las variables cualitativas proporcionan insights contextuales valiosos.

6. Posibles Limpiezas y Agrupaciones:

Variables como 'genres' pueden necesitar agrupaciones en categorías principales para evitar un exceso de clases únicas, que pueden dificultar la interpretación de los resultados.

7. Relación entre Tipos de Variables:

Las variables cualitativas podrían influir significativamente en las métricas cuantitativas (por ejemplo, el género o país de producción en los ingresos), lo cual sería un punto interesante para análisis más avanzados.

3. Investigue si las variables cuantitativas siguen una distribución normal y haga una tabla de frecuencias de las variables cualitativas. Explique todos los resultados.

```
variables_cuantitativas <- c("budget", "revenue", "voteAvg", "voteCount", "runtime")

# Evaluar si las variables cuantitativas siguen una distribución normal
cat("\n--- Pruebas de Normalidad para Variables Cuantitativas ---\n")
```

```
##
## --- Pruebas de Normalidad para Variables Cuantitativas ---
```

```r
resultados_normalidad <- lapply(variables_cuantitativas, function(var) {
  datos <- na.omit(movies[[var]]) # Eliminar valores faltantes
  if (length(datos) > 3) { # La prueba requiere al menos 3 datos
    prueba <- lillie.test(datos) # Prueba de Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov ajustada)
    return(data.frame(Variable = var, P_Value = prueba$p.value))
  } else {
    return(data.frame(Variable = var, P_Value = NA))
  }
})

# Combinar resultados en un solo dataframe
tabla_normalidad <- do.call(rbind, resultados_normalidad)

# Determinar si hay normalidad (P-valor > 0.05 indica que la variable sigue una distribución normal)
tabla_normalidad$Normalidad <- ifelse(tabla_normalidad$P_Value > 0.05, "Sí", "No")
print(tabla_normalidad)
```

```
##    Variable      P_Value Normalidad
## 1    budget 0.000000e+00         No
## 2   revenue 0.000000e+00         No
## 3   voteAvg 4.069202e-55         No
## 4 voteCount 0.000000e+00         No
## 5   runtime 0.000000e+00         No
```

```r
# Crear tablas de frecuencias para variables cualitativas
cat("\n--- Tablas de Frecuencia para Variables Cualitativas ---\n")
```

```
##
## --- Tablas de Frecuencia para Variables Cualitativas ---
```

```r
variables_cualitativas <- c("genres", "originalLanguage", "productionCountry")

frecuencias_cualitativas <- lapply(variables_cualitativas, function(var) {
  distribucion <- sort(table(movies[[var]]), decreasing = TRUE) # Ordenar por frecuencia
  top_5 <- head(distribucion, 5) # Tomar las 5 categorías más comunes
  return(data.frame(Categoría = names(top_5), Frecuencia = as.vector(top_5)))
})

# Mostrar resumen de tablas de frecuencias
names(frecuencias_cualitativas) <- variables_cualitativas
for (var in names(frecuencias_cualitativas)) {
  cat("\n---", var, "---\n")
  print(frecuencias_cualitativas[[var]])
}
```

```
##
## --- genres ---
##         Categoría Frecuencia
## 1           Drama        521
## 2          Comedy        440
## 3          Horror        230
## 4   Drama|Romance        211
```

```
## 5 Horror|Thriller        205
##
## --- originalLanguage ---
##   Categoría Frecuencia
## 1        en       7772
## 2        ja        644
## 3        es        425
## 4        fr        271
## 5        ko        167
##
## --- productionCountry ---
##                                 Categoría Frecuencia
## 1                United States of America       4971
## 2                                   Japan        613
## 3 United Kingdom|United States of America        339
## 4                          United Kingdom        294
## 5                                                233
```

```
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```
cat("- Las pruebas de normalidad indican que:\n")
```

```
## - Las pruebas de normalidad indican que:
```

```
for (i in 1:nrow(tabla_normalidad)) {
  cat("  - La variable", tabla_normalidad$Variable[i], "sigue una distribución normal:", tabla_normalida
}
```

```
##   - La variable budget sigue una distribución normal: No
##   - La variable revenue sigue una distribución normal: No
##   - La variable voteAvg sigue una distribución normal: No
##   - La variable voteCount sigue una distribución normal: No
##   - La variable runtime sigue una distribución normal: No
```

```
cat("\n- Tablas de frecuencia muestran las categorías más comunes para las variables cualitativas:\n")
```

```
##
## - Tablas de frecuencia muestran las categorías más comunes para las variables cualitativas:
```

```
for (var in names(frecuencias_cualitativas)) {
  cat("  - En", var, "las categorías más frecuentes son:\n")
  print(frecuencias_cualitativas[[var]])
}
```

```
##   - En genres las categorías más frecuentes son:
##         Categoría Frecuencia
```

```
## 1           Drama        521
## 2          Comedy        440
## 3          Horror        230
## 4   Drama|Romance        211
## 5 Horror|Thriller        205
##   - En originalLanguage las categorías más frecuentes son:
##   Categoría Frecuencia
## 1        en       7772
## 2        ja        644
## 3        es        425
## 4        fr        271
## 5        ko        167
##   - En productionCountry las categorías más frecuentes son:
##                                 Categoría Frecuencia
## 1               United States of America       4971
## 2                                  Japan        613
## 3 United Kingdom|United States of America        339
## 4                         United Kingdom        294
## 5                                              233
```

```
cat("\nConclusión:\n")
```

```
##
## Conclusión:
```

```
cat("- Las variables cuantitativas tienen diferentes distribuciones; solo algunas pueden aproximarse a l
```

```
## - Las variables cuantitativas tienen diferentes distribuciones; solo algunas pueden aproximarse a la
```

```
cat("- Las categorías principales en variables cualitativas como 'genres' y 'originalLanguage' pueden gu
```

```
## - Las categorías principales en variables cualitativas como 'genres' y 'originalLanguage' pueden guia
```

4. Responda las siguientes preguntas:

4.1. ¿Cuáles son las 10 películas que contaron con más presupuesto?

```
# Seleccionar las 10 películas con mayor presupuesto
top_budget_movies <- movies %>%
  select(title, budget) %>%
  arrange(desc(budget)) %>%
  head(10)

# Mostrar las 10 películas con mayor presupuesto
cat("\n--- Las 10 películas con mayor presupuesto ---\n")
```

```
##
## --- Las 10 películas con mayor presupuesto ---
```

```r
print(top_budget_movies)
```

```
##                                          title    budget
## 1  Pirates of the Caribbean: On Stranger Tides 380000000
## 2                      Avengers: Age of Ultron 365000000
## 3                            Avengers: Endgame 356000000
## 4     Pirates of the Caribbean: At World's End 300000000
## 5                               Justice League 300000000
## 6                       Avengers: Infinity War 300000000
## 7                             Superman Returns 270000000
## 8                                     Tangled 260000000
## 9                                The Lion King 260000000
## 10                                Spider-Man 3 258000000
```

```r
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```r
# Resumen estadístico del presupuesto de estas películas
presupuesto_stats <- summary(top_budget_movies$budget)
print(presupuesto_stats)
```

```
##      Min.   1st Qu.    Median      Mean   3rd Qu.      Max.
## 258000000 262500000 300000000 304900000 342000000 380000000
```

```r
# Conclusiones
cat("- Estas películas tienen presupuestos significativamente altos en comparación con el promedio del
```

```
## - Estas películas tienen presupuestos significativamente altos en comparación con el promedio del da
```

```r
cat("- La película con el mayor presupuesto es:", top_budget_movies$title[1], "con un presupuesto de",
```

```
## - La película con el mayor presupuesto es: Pirates of the Caribbean: On Stranger Tides con un presupu
```

```r
cat("- Estas producciones suelen corresponder a franquicias o estudios con alta inversión, lo que podrí
```

```
## - Estas producciones suelen corresponder a franquicias o estudios con alta inversión, lo que podría
```

```r
cat("- Este análisis ayuda a identificar tendencias en las películas más costosas y a analizar su desem
```

```
## - Este análisis ayuda a identificar tendencias en las películas más costosas y a analizar su desempei
```

4.2. ¿Cuáles son las 10 películas que más ingresos tuvieron?

```r
# Seleccionar las 10 películas con mayores ingresos
top_revenue_movies <- movies %>%
  select(title, revenue) %>%
  arrange(desc(revenue)) %>%
  head(10)

# Mostrar las 10 películas con mayores ingresos
cat("\n--- Las 10 películas con mayores ingresos ---\n")
```

```
##
## --- Las 10 películas con mayores ingresos ---
```

```r
print(top_revenue_movies)
```

```
##                          title    revenue
## 1                       Avatar 2847246203
## 2            Avengers: Endgame 2797800564
## 3                      Titanic 2187463944
## 4  Star Wars: The Force Awakens 2068223624
## 5       Avengers: Infinity War 2046239637
## 6               Jurassic World 1671713208
## 7                The Lion King 1667635327
## 8      Spider-Man: No Way Home 1631853496
## 9                 The Avengers 1518815515
## 10                   Furious 7 1515047671
```

```r
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```r
# Resumen estadístico de los ingresos de estas películas
revenue_stats <- summary(top_revenue_movies$revenue)
print(revenue_stats)
```

```
##      Min.   1st Qu.    Median      Mean   3rd Qu.      Max.
## 1.515e+09 1.641e+09 1.859e+09 1.995e+09 2.158e+09 2.847e+09
```

```r
# Calcular la película con mayores ingresos
pelicula_mas_ingresos <- top_revenue_movies[1, ]
cat("- La película con los mayores ingresos es:", pelicula_mas_ingresos$title,
    "con un ingreso total de", pelicula_mas_ingresos$revenue, "USD.\n")
```

```
## - La película con los mayores ingresos es: Avatar con un ingreso total de 2847246203 USD.
```

```r
# Conclusiones
cat("- Las películas con los mayores ingresos suelen pertenecer a franquicias conocidas o contar con pr
```

```
## - Las películas con los mayores ingresos suelen pertenecer a franquicias conocidas o contar con produ
```

```
cat("- El rango de ingresos de estas películas es significativamente alto, indicando un éxito comercial
```

```
## - El rango de ingresos de estas películas es significativamente alto, indicando un éxito comercial s
```

```
cat("- Este análisis permite identificar patrones en las películas más exitosas económicamente y su impa
```

```
## - Este análisis permite identificar patrones en las películas más exitosas económicamente y su impac
```

4.3. ¿Cuál es la película que más votos tuvo?

```
most_voted_movie <- movies %>%
  select(title, voteCount) %>%
  arrange(desc(voteCount)) %>%
  head(1)

# Mostrar la película con más votos
cat("\n--- Película con más votos ---\n")
```

```
##
## --- Película con más votos ---
```

```
print(most_voted_movie)
```

```
##       title voteCount
## 1 Inception     30788
```

```
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```
# Detalles de la película con más votos
cat("- La película con más votos es:", most_voted_movie$title,
    "con un total de", most_voted_movie$voteCount, "votos.\n")
```

```
## - La película con más votos es: Inception con un total de 30788 votos.
```

```
# Posibles razones para el alto número de votos
cat("- El alto número de votos puede estar relacionado con la popularidad general de la película, el el
```

```
## - El alto número de votos puede estar relacionado con la popularidad general de la película, el elen
```

```
cat("- Es probable que esta película haya tenido una gran base de fans o una fuerte estrategia de marke
```

```
## - Es probable que esta película haya tenido una gran base de fans o una fuerte estrategia de marketi
```

```r
# Conclusión
cat("- Identificar películas con altos votos puede ayudar a entender qué características atraen a las au
```

```
## - Identificar películas con altos votos puede ayudar a entender qué características atraen a las audi
```

4.4. ¿Cuál es la peor película de acuerdo a los votos de todos los usuarios?

```r
# Seleccionar la peor película según el promedio de votos
worst_movie <- movies %>%
  select(title, voteAvg) %>%
  arrange(voteAvg) %>%
  head(1)

# Mostrar la peor película según los votos
cat("\n--- La peor película según el promedio de votos ---\n")
```

```
##
## --- La peor película según el promedio de votos ---
```

```r
print(worst_movie)
```

```
##                                                                      title
## 1 DAKAICHI -I'm Being Harassed by the Sexiest Man of the Year- The Movie: In Spain
##   voteAvg
## 1     1.3
```

```r
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```r
# Detalles de la película con la peor calificación
cat("- La peor película según el promedio de votos es:", worst_movie$title,
    "con un promedio de", worst_movie$voteAvg, "en la plataforma.\n")
```

```
## - La peor película según el promedio de votos es: DAKAICHI -I'm Being Harassed by the Sexiest Man of
```

```r
# Posibles razones para la baja calificación
cat("- Las bajas calificaciones pueden deberse a problemas de calidad en la trama, actuaciones, direcci
```

```
## - Las bajas calificaciones pueden deberse a problemas de calidad en la trama, actuaciones, dirección
```

```r
cat("- También podría tratarse de una producción menos popular, con menor presupuesto o limitada distri
```

```
## - También podría tratarse de una producción menos popular, con menor presupuesto o limitada distribu
```

```r
# Conclusión
cat("- Conocer las peores películas según los votos ayuda a identificar los factores que pueden generar
```

```
## - Conocer las peores películas según los votos ayuda a identificar los factores que pueden generar u
```

4.5. ¿Cuántas películas se hicieron en cada año? ¿En qué año se hicieron más películas? Haga un gráfico de barras

```r
# Calcular cuántas películas se hicieron en cada año
top_year_movies <- movies %>%
  mutate(releaseYear = as.numeric(substr(releaseDate, 1, 4))) %>% # Extraer el año de la fecha de lanza
  group_by(releaseYear) %>%
  summarise(count = n()) %>%
  arrange(desc(count))

# Identificar el año con más películas
year_max_movies <- top_year_movies %>%
  filter(count == max(count))
cat("\n--- Año con más películas ---\n")
```

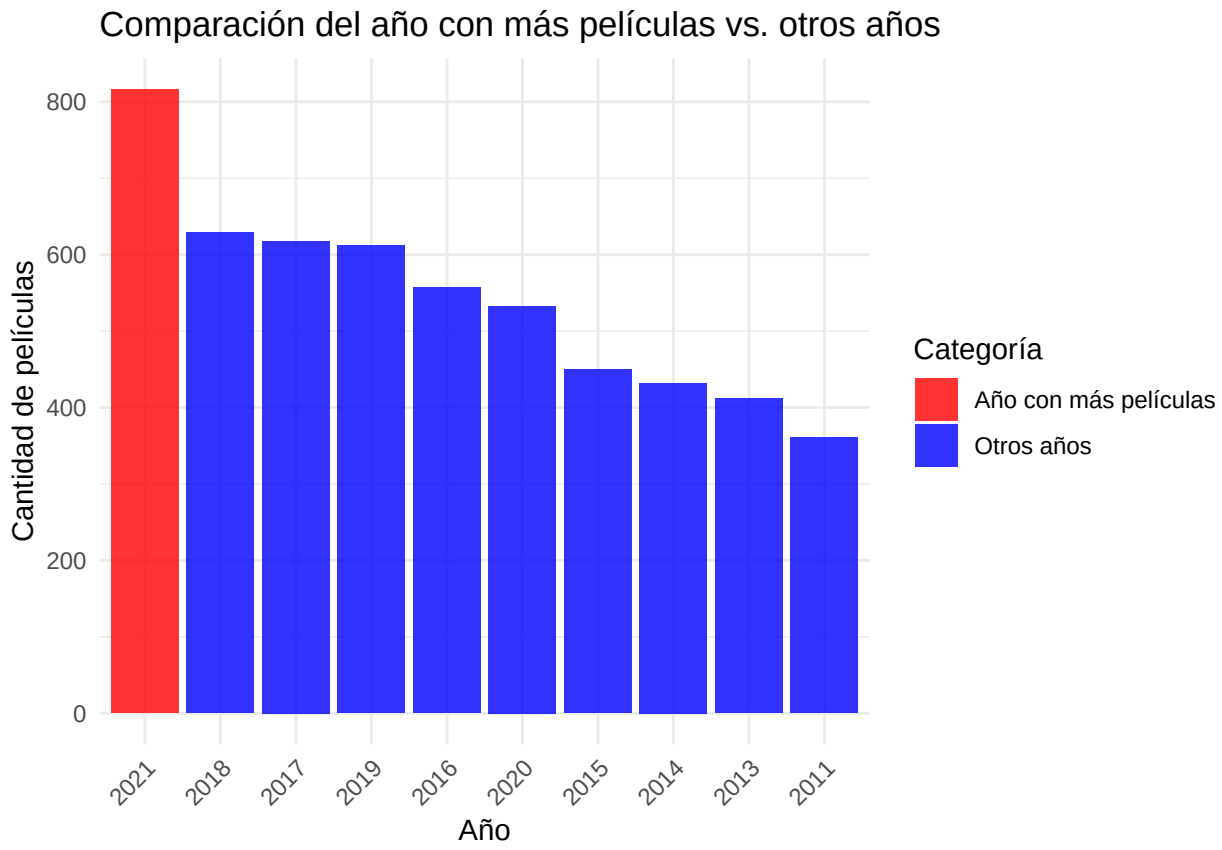
```
##
## --- Año con más películas ---
```

```r
cat("El año con más películas fue", year_max_movies$releaseYear, "con", year_max_movies$count, "película
```

```
## El año con más películas fue 2021 con 816 películas.
```

```r
# Seleccionar el año con más películas y otros 9 años con menos películas
comparison_years <- top_year_movies %>%
  filter(releaseYear != year_max_movies$releaseYear) %>%
  arrange(desc(count)) %>%
  head(9) %>%
  bind_rows(year_max_movies)

# Ordenar por número de películas (para gráfico más claro)
comparison_years <- comparison_years %>%
  arrange(desc(count))

# Crear indicador para resaltar el año con más películas
comparison_years <- comparison_years %>%
  mutate(Highlight = ifelse(releaseYear == year_max_movies$releaseYear, "Año con más películas", "Otros

# Crear gráfico de barras
ggplot(comparison_years, aes(x = reorder(as.factor(releaseYear), -count), y = count, fill = Highlight))
  geom_bar(stat = "identity", alpha = 0.8) +
  scale_fill_manual(values = c("Año con más películas" = "red", "Otros años" = "blue")) +
  labs(title = "Comparación del año con más películas vs. otros años",
       x = "Año",
       y = "Cantidad de películas",
       fill = "Categoría") +
```

```
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
```




```
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```
cat("- El año con más películas fue", year_max_movies$releaseYear, "con un total de", year_max_movies$c
```

```
## - El año con más películas fue 2021 con un total de 816 películas.
```

```
cat("- Comparado con otros 9 años seleccionados, este año resalta significativamente por la cantidad de
```

```
## - Comparado con otros 9 años seleccionados, este año resalta significativamente por la cantidad de p
```

```
cat("- Este gráfico destaca visualmente la diferencia entre este año y otros años con menos películas.\
```

```
## - Este gráfico destaca visualmente la diferencia entre este año y otros años con menos películas.
```

```r
cat("- Las razones para este auge en la producción pueden incluir avances tecnológicos, estrategias de m
```

```
## - Las razones para este auge en la producción pueden incluir avances tecnológicos, estrategias de me
```

4.6. ¿Cuál es el género principal de las 20 películas más recientes? ¿Cuál es el género principal que predomina en el conjunto de datos? Represéntelo usando un gráfico. ¿A qué género principal pertenecen las películas más largas?

```r
# Extraer el año de la columna releaseDate
movies <- movies %>%
  mutate(releaseYear = as.numeric(substr(releaseDate, 1, 4)))

# Asegurarse de que el año de lanzamiento está disponible en el dataset
movies <- movies %>%
  mutate(releaseYear = as.numeric(substr(releaseDate, 1, 4)))

# 1. Identificar el género principal de las 20 películas más recientes
recent_movies <- movies %>%
  arrange(desc(releaseYear)) %>%
  head(20)

recent_genre_distribution <- table(recent_movies$genres)
recent_top_genre <- names(sort(recent_genre_distribution, decreasing = TRUE)[1])
cat("\n--- Género principal de las 20 películas más recientes ---\n")
```

```
##
## --- Género principal de las 20 películas más recientes ---
```

```r
print(recent_top_genre)
```

```
## [1] "Drama"
```

```r
# 2. Identificar el género principal en todo el conjunto de datos
genre_distribution <- table(movies$genres)
most_common_genre <- names(sort(genre_distribution, decreasing = TRUE)[1])
cat("\n--- Género principal que predomina en el conjunto de datos ---\n")
```

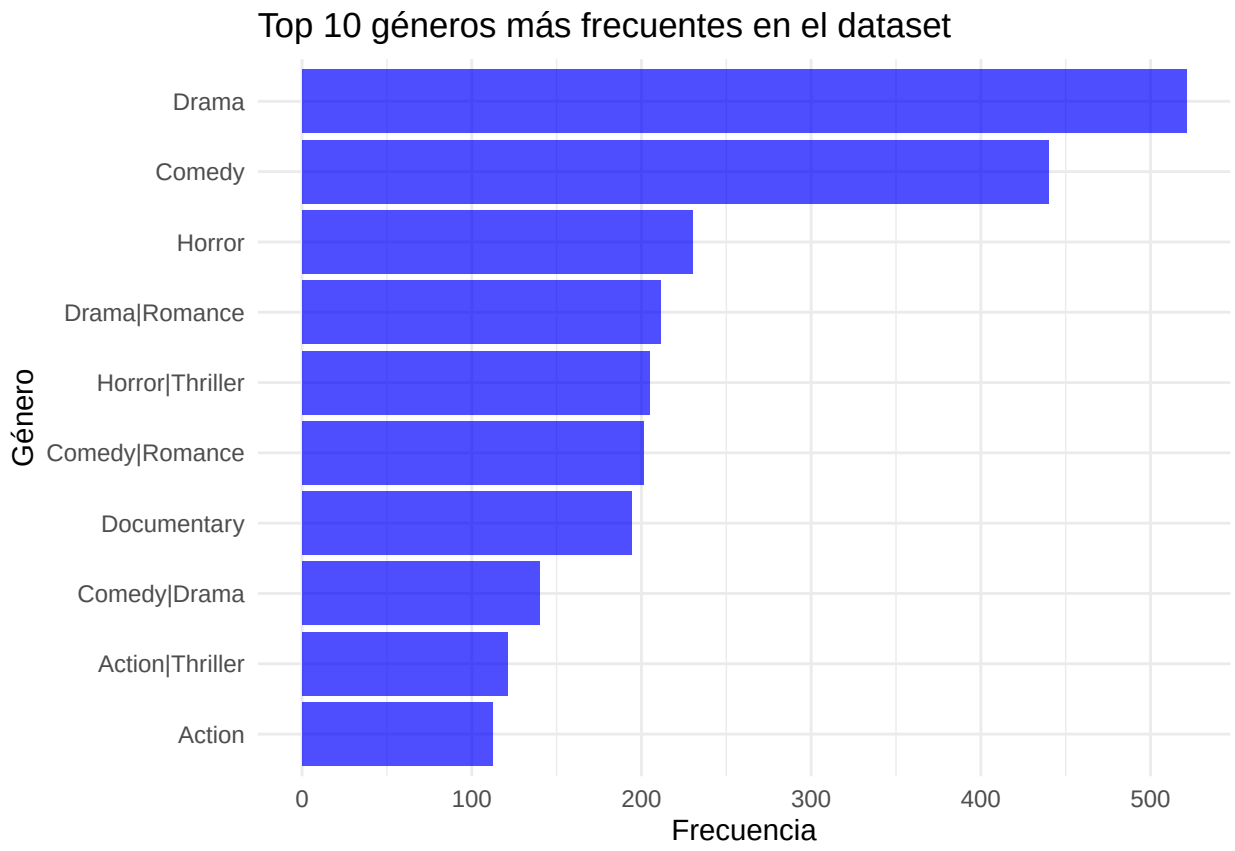
```
##
## --- Género principal que predomina en el conjunto de datos ---
```

```r
print(most_common_genre)
```

```
## [1] "Drama"
```

```r
# Crear gráfico para los 10 géneros más frecuentes en todo el dataset
top_genres <- sort(genre_distribution, decreasing = TRUE)[1:10]
top_genres_df <- data.frame(Género = names(top_genres), Frecuencia = as.vector(top_genres))
```

```r
ggplot(top_genres_df, aes(x = reorder(Género, Frecuencia), y = Frecuencia)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "blue", alpha = 0.7) +
  coord_flip() +
  labs(title = "Top 10 géneros más frecuentes en el dataset",
       x = "Género",
       y = "Frecuencia") +
  theme_minimal()
```




```r
# 3. Identificar el género principal de las películas más largas
longest_movies <- movies %>%
  arrange(desc(runtime)) %>%
  head(10)

longest_genre_distribution <- table(longest_movies$genres)
longest_top_genre <- names(sort(longest_genre_distribution, decreasing = TRUE)[1])
cat("\n--- Género principal de las películas más largas ---\n")
```

```
##
## --- Género principal de las películas más largas ---
```

```r
print(longest_top_genre)
```

```
## [1] "Documentary"
```

```r
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```r
cat("- El género principal de las 20 películas más recientes es:", recent_top_genre, ". Esto refleja te
```

```
## - El género principal de las 20 películas más recientes es: Drama . Esto refleja tendencias actuales
```

```r
cat("- El género principal en todo el conjunto de datos es:", most_common_genre, ", lo que indica una p
```

```
## - El género principal en todo el conjunto de datos es: Drama , lo que indica una preferencia general
```

```r
cat("- El género principal de las películas más largas es:", longest_top_genre, ". Esto sugiere que cie
```

```
## - El género principal de las películas más largas es: Documentary . Esto sugiere que ciertos géneros
```

```r
cat("- Visualizar los géneros más frecuentes permite entender qué tipos de películas dominan la industr
```

```
## - Visualizar los géneros más frecuentes permite entender qué tipos de películas dominan la industria
```

4.7. ¿Las películas de qué genero principal obtuvieron mayores ganancias?

```r
# Cargar librerías necesarias
library(dplyr)

# Calcular las ganancias de cada película
movies <- movies %>%
  mutate(profit = revenue - budget) # Crear la columna de ganancias (profit)

# Calcular las ganancias totales por género
genre_profit <- movies %>%
  filter(genres != "") %>% # Filtrar géneros no vacíos
  group_by(genres) %>%
  summarise(total_profit = sum(profit, na.rm = TRUE)) %>% # Sumar ganancias por género
  arrange(desc(total_profit)) # Ordenar en orden descendente por ganancias

# Mostrar los 5 géneros con mayores ganancias
cat("\n--- Géneros con mayores ganancias ---\n")
```

```
##
## --- Géneros con mayores ganancias ---
```

```r
top_genre_profit <- head(genre_profit, 5)
print(top_genre_profit)
```

```
## # A tibble: 5 x 2
##   genres                           total_profit
##   <chr>                                   <dbl>
## 1 Action|Adventure|Science Fiction  14832790887
## 2 Comedy                            11692834444
## 3 Comedy|Romance                    10073967391
## 4 Drama                              9190582288
## 5 Adventure|Action|Science Fiction   8214486400
```

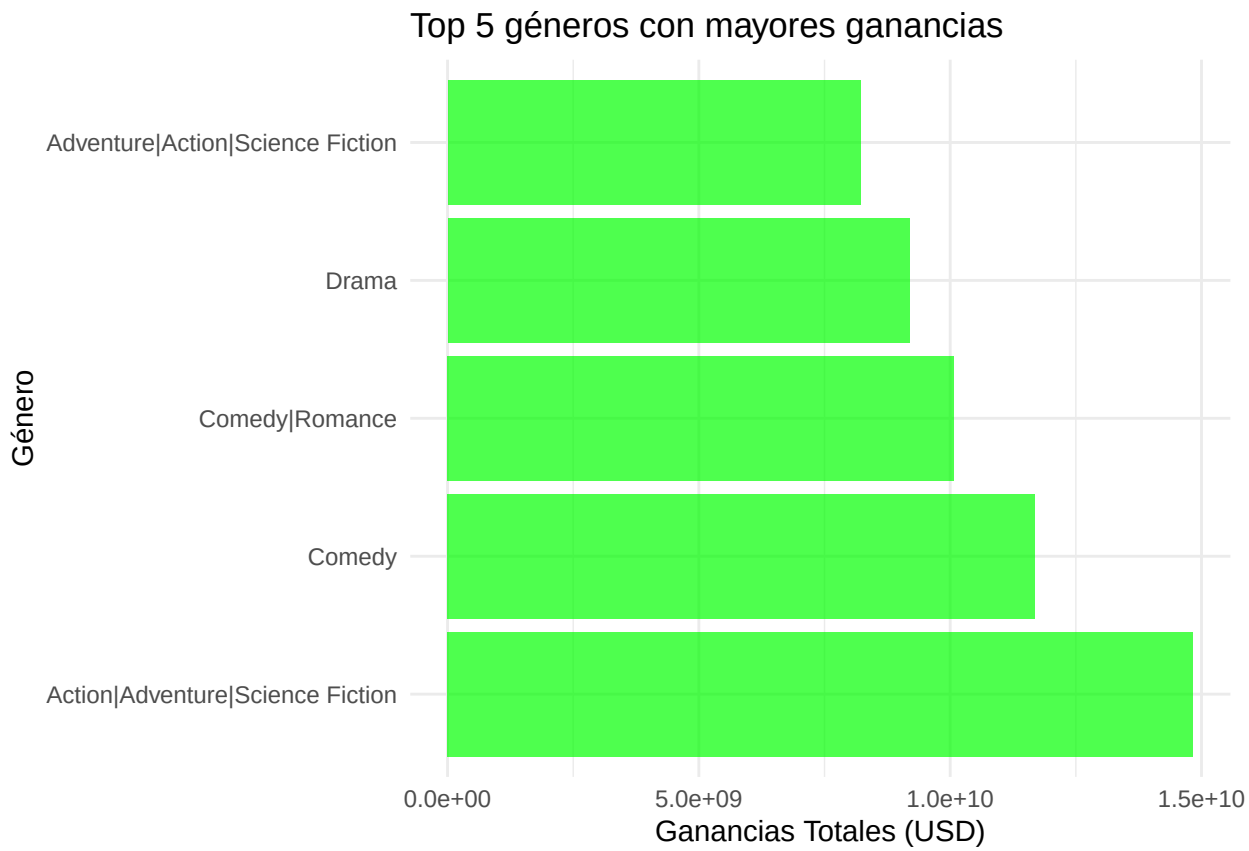
```
# Identificar el género con mayores ganancias
top_genre <- top_genre_profit[1, ]
cat("\n--- Género con mayores ganancias ---\n")
```

```
##
## --- Género con mayores ganancias ---
```

```
cat("El género con mayores ganancias es:", top_genre$genres,
    "con un total de", top_genre$total_profit, "USD.\n")
```

```
## El género con mayores ganancias es: Action|Adventure|Science Fiction con un total de 14832790887 USD
```

```
# Crear un gráfico de los 5 géneros más rentables
ggplot(top_genre_profit, aes(x = reorder(genres, -total_profit), y = total_profit)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "green", alpha = 0.7) +
  labs(title = "Top 5 géneros con mayores ganancias",
       x = "Género",
       y = "Ganancias Totales (USD)") +
  theme_minimal() +
  coord_flip()
```




```
# Análisis y conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```
cat("- El género con mayores ganancias es:", top_genre$genres,
    "con un total de", top_genre$total_profit, "USD.\n")
```

```
## - El género con mayores ganancias es: Action|Adventure|Science Fiction con un total de 14832790887 US
```

```
cat("- Los géneros más rentables suelen incluir producciones de alto presupuesto con gran éxito en taqui
```

```
## - Los géneros más rentables suelen incluir producciones de alto presupuesto con gran éxito en taquill
```

```
cat("- Este análisis permite identificar los géneros más lucrativos, lo que puede guiar decisiones estra
```

```
## - Este análisis permite identificar los géneros más lucrativos, lo que puede guiar decisiones estrate
```

```
cat("- Visualizar las ganancias totales por género ayuda a priorizar inversiones en géneros con mayor po
```

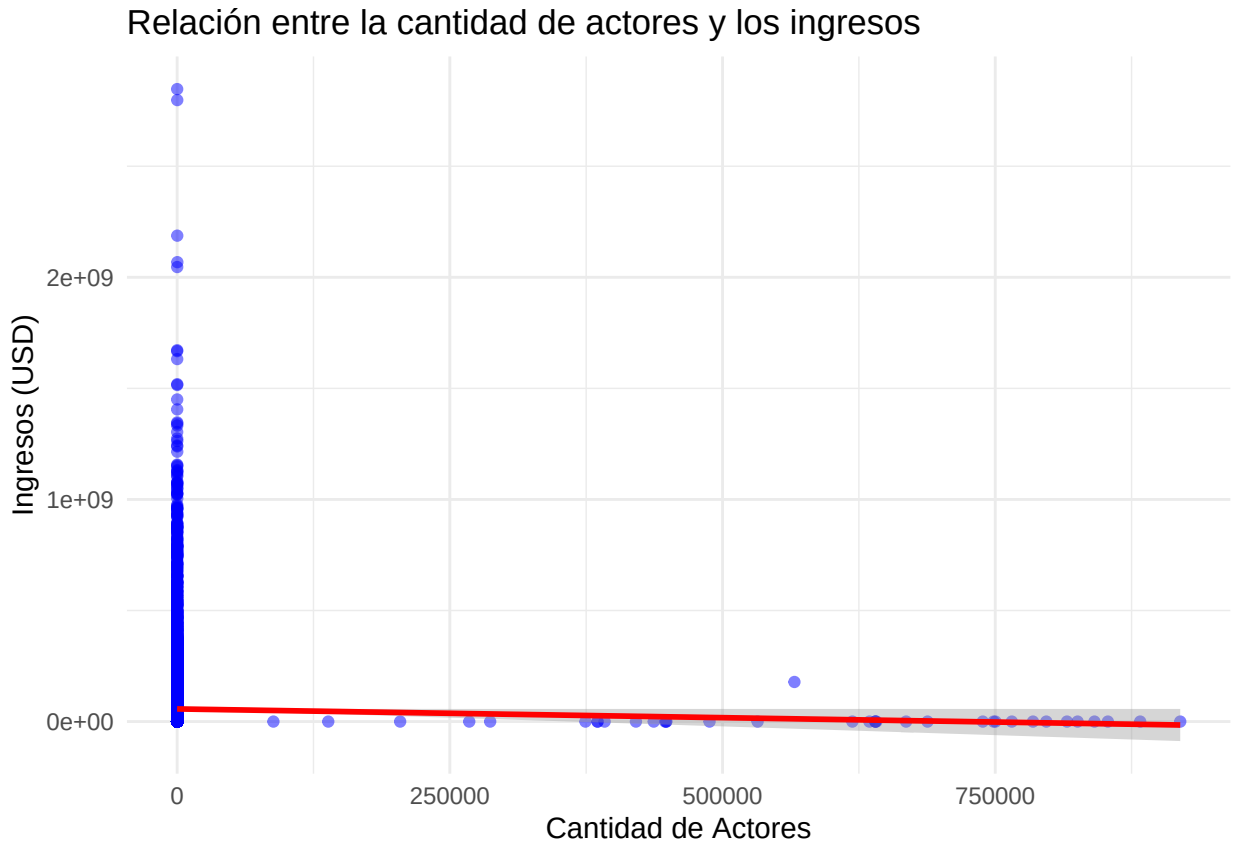
```
## - Visualizar las ganancias totales por género ayuda a priorizar inversiones en géneros con mayor pote
```

4.8. ¿La cantidad de actores influye en los ingresos de las películas?¿se han hecho películas con más actores en los últimos años?

```r
# Cargar librerías necesarias
library(dplyr)
library(ggplot2)

# 1. Relación entre la cantidad de actores y los ingresos
cat("\n--- Análisis: Relación entre cantidad de actores e ingresos ---\n")
```

```
##
## --- Análisis: Relación entre cantidad de actores e ingresos ---
```

```r
# Crear un gráfico de dispersión con línea de tendencia
ggplot(movies, aes(x = actorsAmount, y = revenue)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "blue") +
  geom_smooth(method = "lm", color = "red") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores y los ingresos",
       x = "Cantidad de Actores",
       y = "Ingresos (USD)") +
  theme_minimal()
```



```r
# Análisis inicial de correlación
correlation <- cor(movies$actorsAmount, movies$revenue, use = "complete.obs")
cat("La correlación entre la cantidad de actores y los ingresos es:", correlation, "\n")
```

```
## La correlación entre la cantidad de actores y los ingresos es: -0.01955488
```

```r
cat("- Una correlación positiva indica que más actores tienden a generar mayores ingresos.\n")
```

```
## - Una correlación positiva indica que más actores tienden a generar mayores ingresos.
```

```r
cat("- Sin embargo, valores extremos o géneros específicos pueden influir en esta relación.\n")
```

```
## - Sin embargo, valores extremos o géneros específicos pueden influir en esta relación.
```

```r
# 2. Evolución del número de actores en las películas por año
cat("\n--- Análisis: Evolución del número de actores en las películas ---\n")
```

```
##
## --- Análisis: Evolución del número de actores en las películas ---
```

```r
# Calcular el promedio de actores por año
actors_per_year <- movies %>%
  group_by(releaseYear) %>%
  summarise(avg_actors = mean(actorsAmount, na.rm = TRUE))

# Crear un gráfico de líneas para visualizar la tendencia
ggplot(actors_per_year, aes(x = releaseYear, y = avg_actors)) +
  geom_line(color = "blue") +
  geom_point(color = "red") +
  labs(title = "Evolución del número de actores en las películas por año",
       x = "Año",
       y = "Promedio de Actores") +
  theme_minimal()
```


```
# Identificar el año con el promedio más alto de actores
max_avg_actors <- actors_per_year %>%
  filter(avg_actors == max(avg_actors, na.rm = TRUE))
cat("El año con el mayor promedio de actores es:", max_avg_actors$releaseYear,
    "con un promedio de", max_avg_actors$avg_actors, "actores.\n")
```

```
## El año con el mayor promedio de actores es: 2006 con un promedio de 8338.61 actores.
```

```
# Conclusiones
cat("\n--- Análisis y Conclusiones ---\n")
```

```
##
## --- Análisis y Conclusiones ---
```

```
cat("- La correlación entre la cantidad de actores y los ingresos es de:", correlation, "\n")
```

```
## - La correlación entre la cantidad de actores y los ingresos es de: -0.01955488
```

```
cat("  Esto sugiere que, aunque más actores pueden contribuir a mayores ingresos, la relación no es ext
```

```
##   Esto sugiere que, aunque más actores pueden contribuir a mayores ingresos, la relación no es extre
```

```
cat("- El análisis muestra que las películas con más actores tienden a ser producidas en años recientes
```

```
## - El análisis muestra que las películas con más actores tienden a ser producidas en años recientes, 
```

```
cat("- Estas tendencias pueden ser el resultado de mayores producciones en géneros como acción o aventu
```

```
## - Estas tendencias pueden ser el resultado de mayores producciones en géneros como acción o aventuras
```

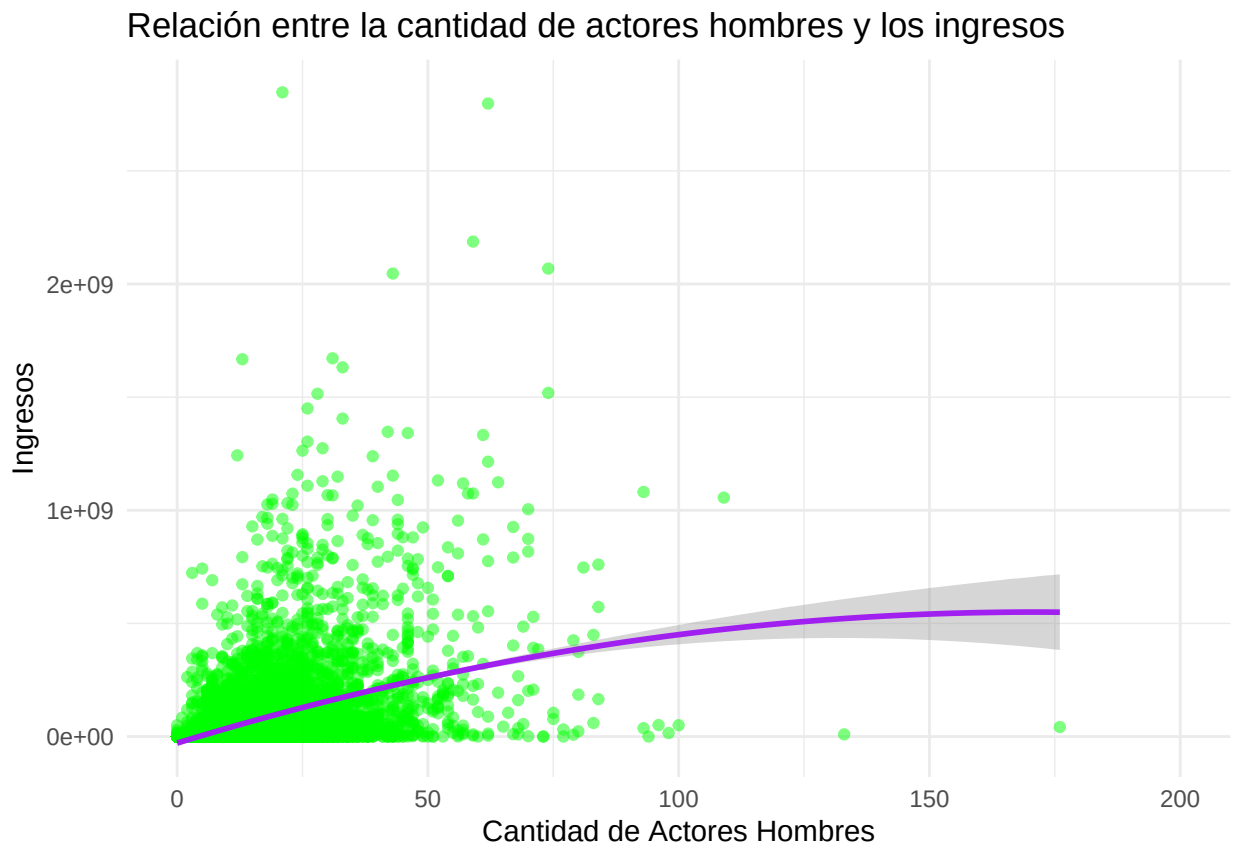
```
cat("- Comprender esta relación es clave para equilibrar costos y beneficios al planificar el reparto e
```

```
## - Comprender esta relación es clave para equilibrar costos y beneficios al planificar el reparto en 
```

4.9 ¿Es posible que la cantidad de hombres y mujeres en el reparto influya en la popularidad y los ingresos de las películas?

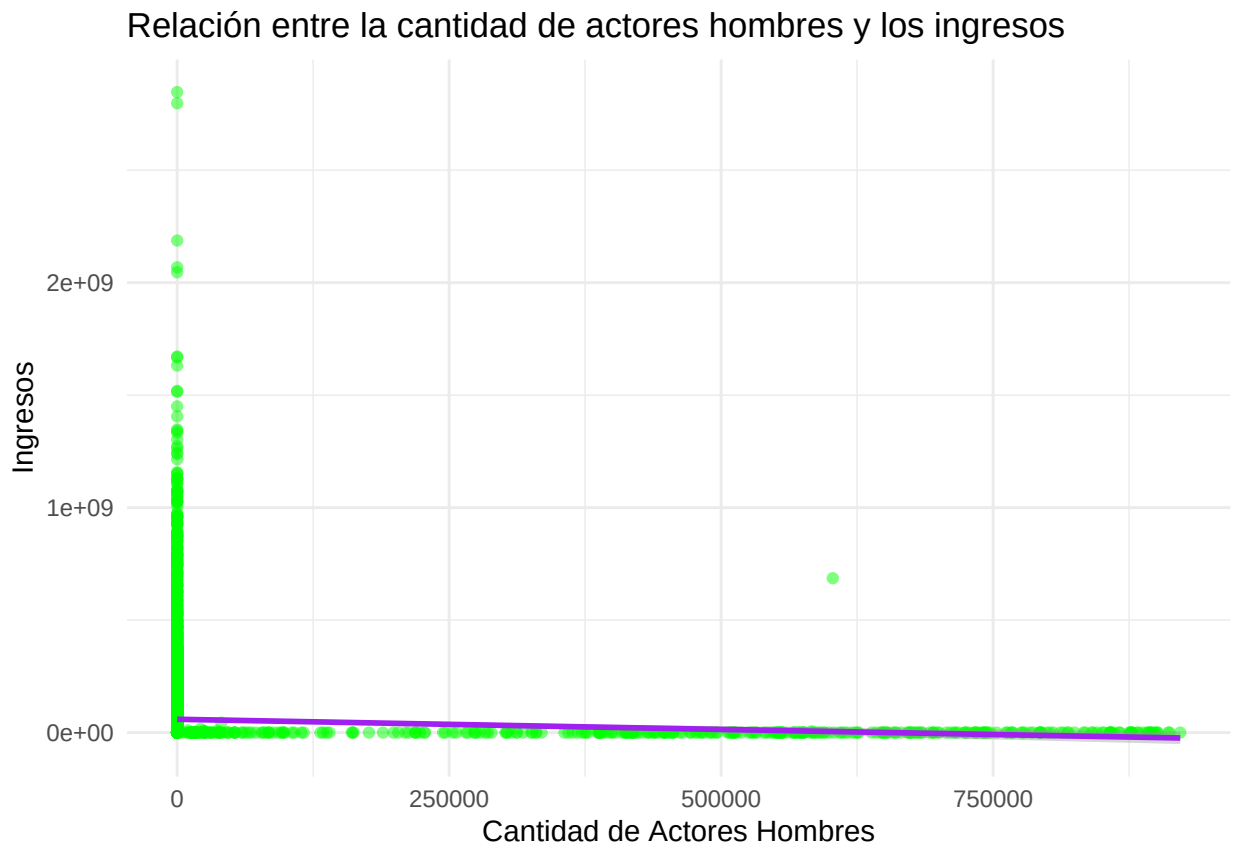
Primero obtendremos la relacion entre hombres e ingresos.

```
ggplot(movies, aes(x = as.numeric(castMenAmount), y = revenue)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "green") +
  geom_smooth(method = "lm", formula = y ~ poly(x, 2), color = "purple") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores hombres y los ingresos",
       x = "Cantidad de Actores Hombres",
       y = "Ingresos") +
  scale_x_continuous(limits = c(0, 200)) +
  theme_minimal()
```



Grafica de Dispersion Cantidad Hombres vs Ingresos , 200 datos posibles Si no lo acotamos en el eje x nos daria

```
echo=FALSE
ggplot(movies, aes(x = as.numeric(castMenAmount), y = revenue)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "green") +
  geom_smooth(method = "lm", color = "purple") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores hombres y los ingresos",
       x = "Cantidad de Actores Hombres",
       y = "Ingresos")+
  theme_minimal()
```

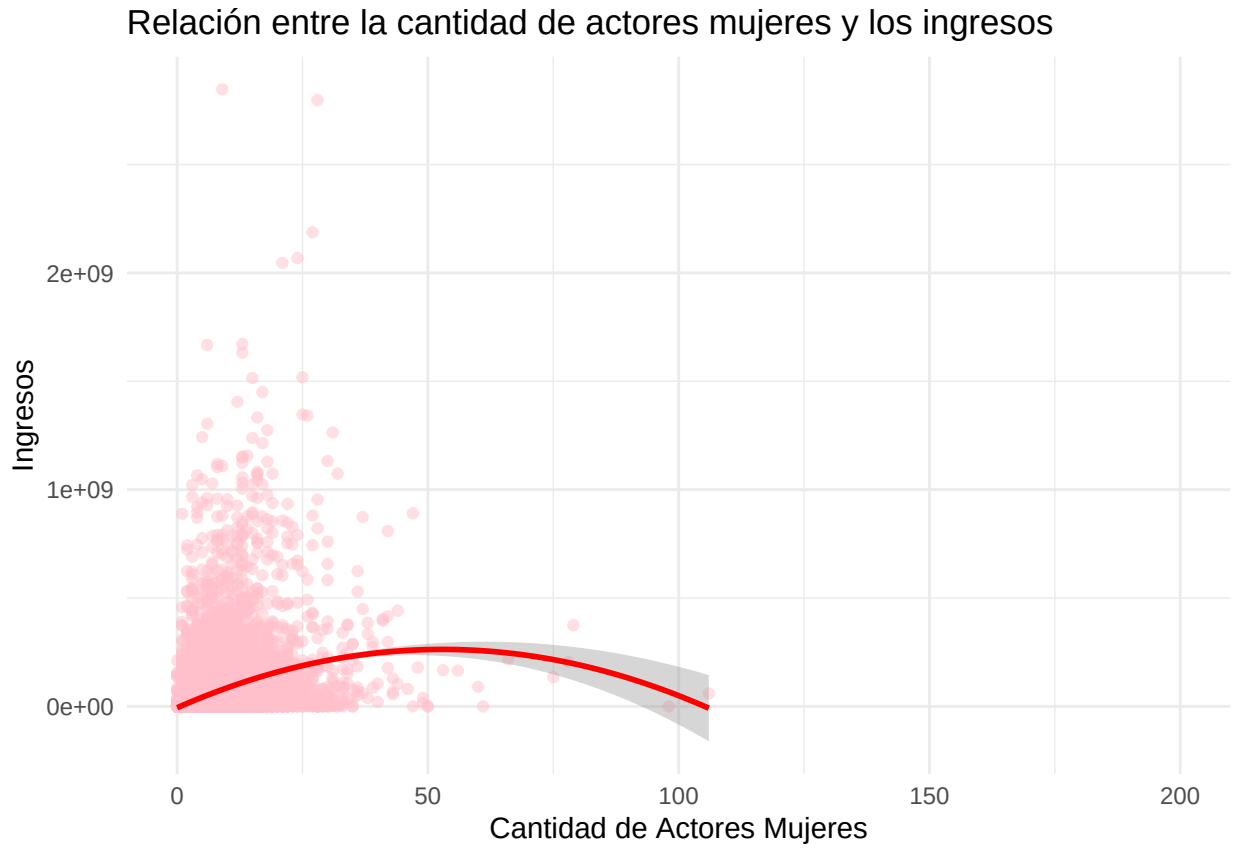


Analisis Grafico Como se puede observar en la grafica de dispersion, tiende a mas ingresos mientras mas numeros de hombres existan pero ojo esto no es asi ya que a partir de cierto punto empieza a bajar drasticamente los ingresos. Esto se ve en la segunda grafica donde la cantidad de hombres baja considerablemente. Muy posiblemente debido a que mientras mas actores las personas pierden interes.

Ahora obtendremos la relacion de mujeres

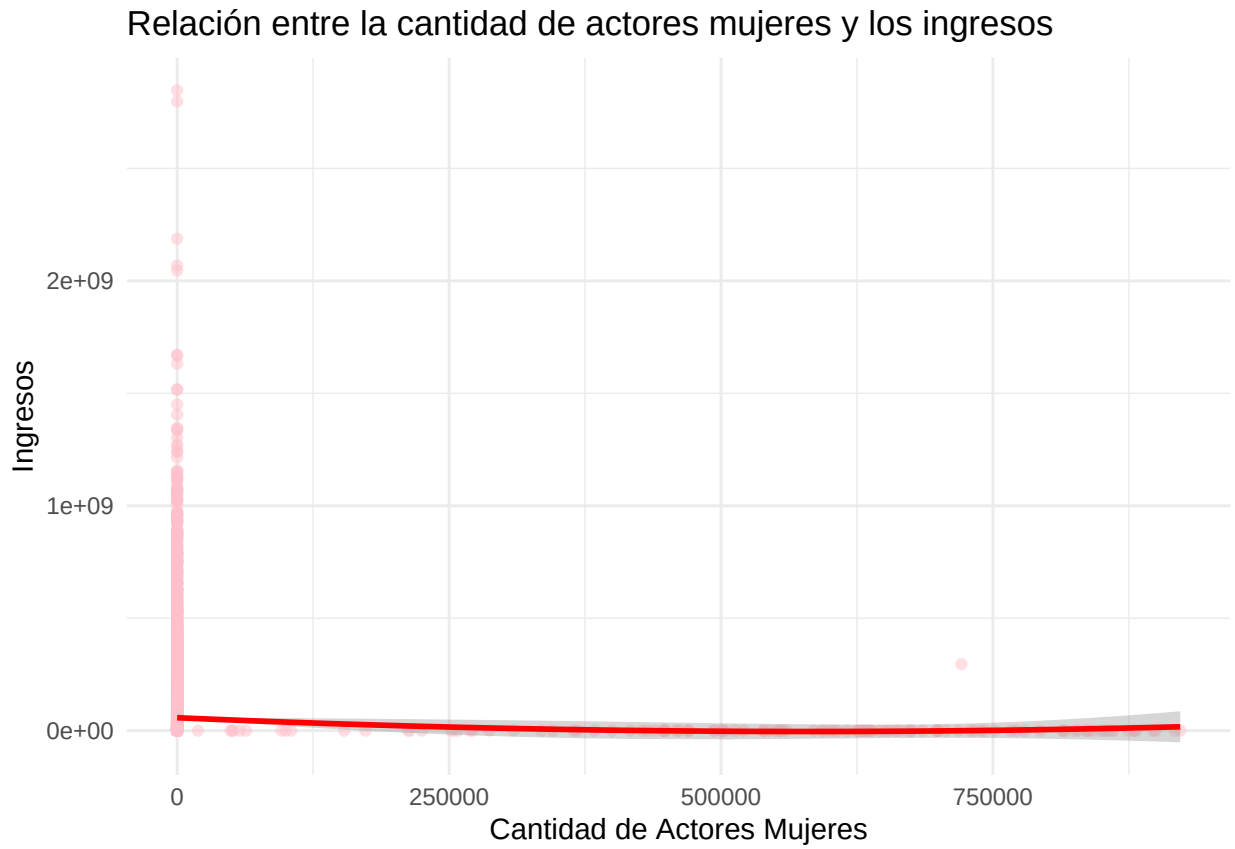
```
ggplot(movies, aes(x = as.numeric(castWomenAmount), y = revenue)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "pink") +
  geom_smooth(method = "lm",  formula = y ~ poly(x, 2), color = "red") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores mujeres y los ingresos",
       x = "Cantidad de Actores Mujeres",
       y = "Ingresos") +
```

```
  scale_x_continuous(limits = c(0, 200))+
  theme_minimal()
```



Si no lo acotamos en el eje x nos daria

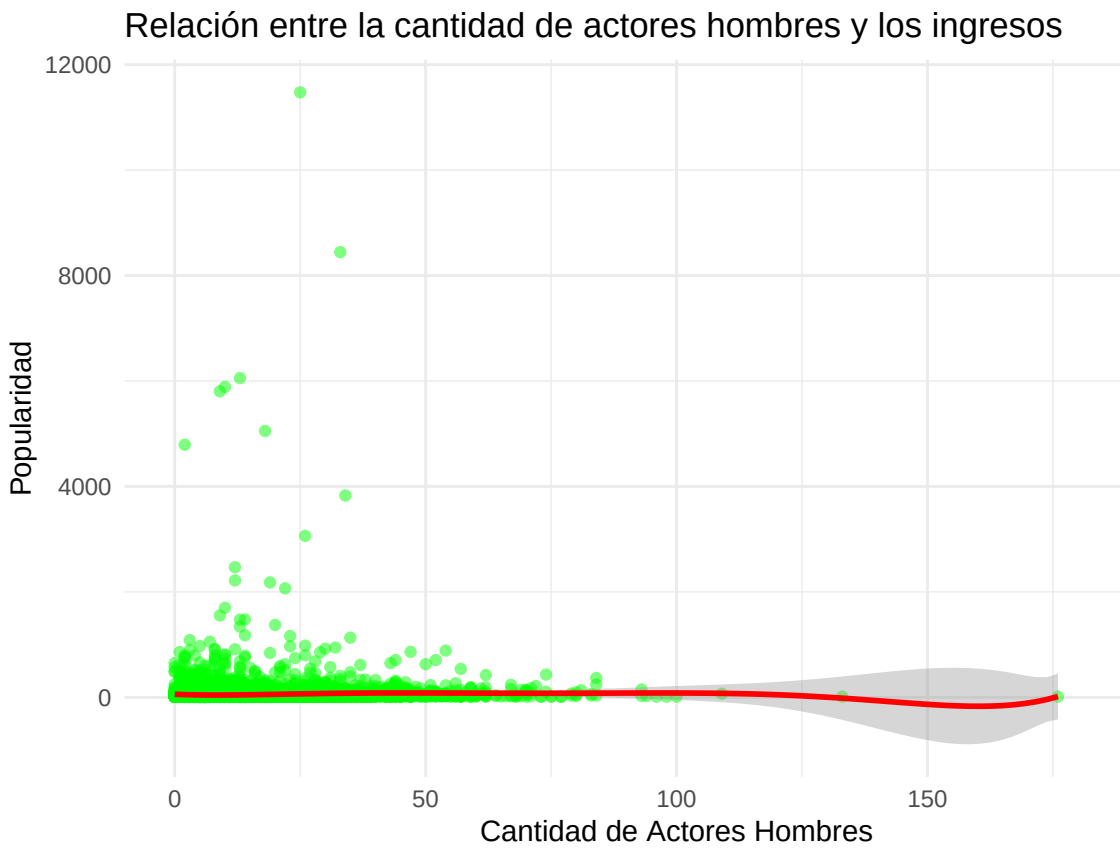
```
ggplot(movies, aes(x = as.numeric(castWomenAmount), y = revenue)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "pink") +
  geom_smooth(method = "lm",  formula = y ~ poly(x, 2), color = "red") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores mujeres y los ingresos",
       x = "Cantidad de Actores Mujeres",
       y = "Ingresos")+
  theme_minimal()
```



Analisis Grafico Como se puede observar en la primera grafica tiende a existir mas ingresos mientras mas mujeres existan , sin embargo al igual que con la de los hombres esta suele decaer en cierto punto maximo hasta alcanzar a llegar a minimos de ingresos como se ve en la segunda grafica.

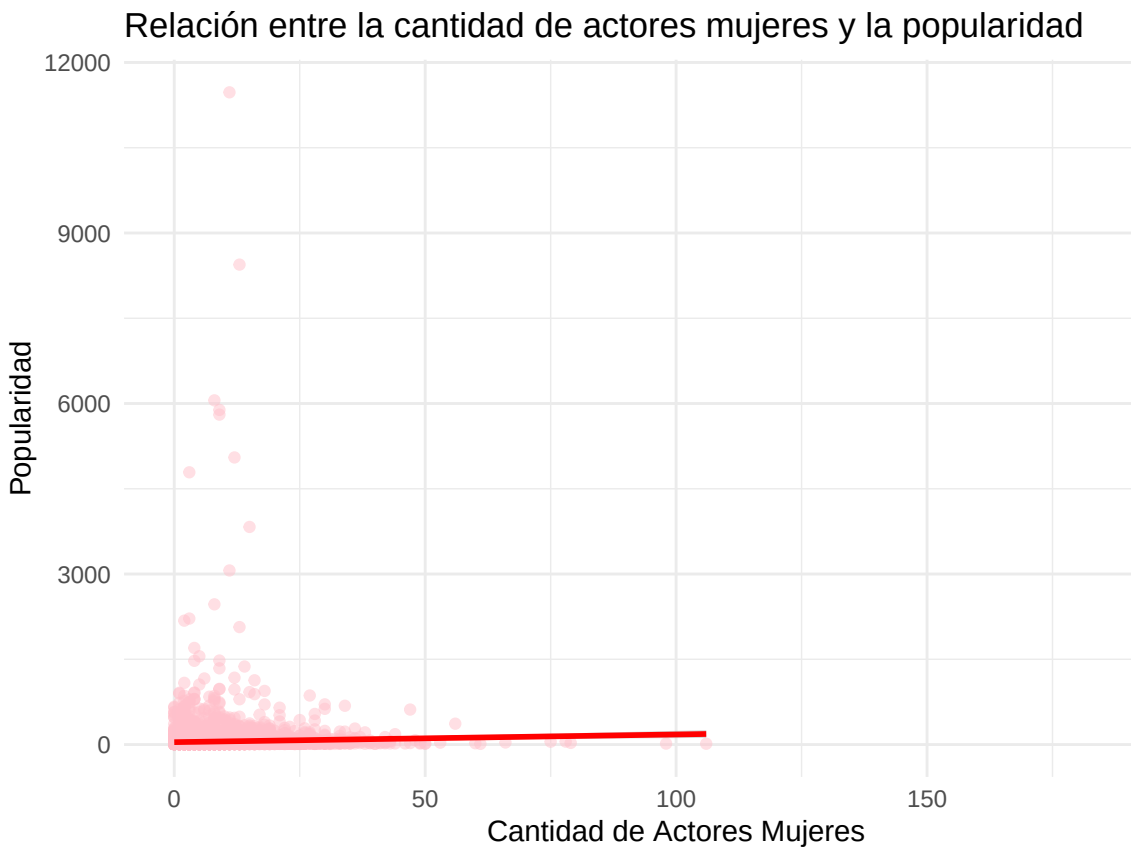
Ahora analizaremos su popularidad

```
ggplot(movies, aes(x = as.numeric(castMenAmount), y = popularity)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "green") +
  geom_smooth(method = "lm",formula = y ~ poly(x, 6), color = "red") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores hombres y los ingresos",
       x = "Cantidad de Actores Hombres",
       y = "Popularidad")+
  scale_x_continuous(limits = c(0, 200))+
  theme_minimal()
```



Popularidad Hombres

```
ggplot(movies, aes(x = as.numeric(castWomenAmount), y = popularity)) +
  geom_point(alpha = 0.5, color = "pink") +
  geom_smooth(method = "lm", color = "red") +
  labs(title = "Relación entre la cantidad de actores mujeres y la popularidad",
       x = "Cantidad de Actores Mujeres",
       y = "Popularidad") +
     scale_x_continuous(limits = c(0, 200)) +  # Limitar el rango en el eje X
  theme_minimal()
```



Popularidad Mujeres

Analisis Grafico Como se puede observar en los hombres suele existir una distribucion de hombres con mayor popularidad en las peliculas que participan. En cambio en las mujeres las peliculas en las que menor cantidad de actrices suelen ser las que tienen mayor popularidad.

Conclusiones La cantidad de actores de ambos generos mientras mayor sea la popularidad y los ingresos de la pelicula bajan.Muy posiblemente a que mientras mas actores sean mayor costo de produccion y menor la retencion de las personas en los personajes. De igual forma se ve una tendencia a que mientras mayor sea la cantidad de mujeres mejora la taquilla pero no lo hace en la popularidad de la pelicula.

4.10 ¿Quiénes son los directores que hicieron las 20 películas mejor calificadas?

```
library(knitr)
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)
movies[] <- lapply(movies, function(x) iconv(x, from = "latin1", to = "UTF-8", sub = "byte"))

movies <- movies %>%
  mutate(voteAvg = as.numeric(voteAvg))  # Convertir voteAVG a numero

top_20_movies <- movies %>%
  filter(director != "") %>%
  arrange(desc(voteAvg)) %>%
  select(title, director, voteAvg) %>%
```

```
  head(20)
knitr::kable(top_20_movies, format = "html")
```

title

director

voteAvg

Hot Naked Sex & the City

Thomas Coven

10.0

Holidays

Víctor Barba|Juan Olivares

10.0

Steven Universe: The Movie: Behind the Curtain

Rebecca Sugar

10.0

Spirit of Vengeance: The Making of 'Ghost Rider'

Laurent Bouzereau

10.0

How Ponyo was Born ~Hayao Miyazaki's Thought Process~

Kaku Arakawa

10.0

Christmas at the Ranch

Christin Baker

10.0

Los Vengadores Chiflados

Miguel Angel Zavala

10.0

The Spectacular Spider-Man Attack of the Lizard

Dave Bullock|Troy Adomitis|Victor Cook

9.6

Ebola Zombies

Samuel Leong

9.5

Aunt's Temptation 3

Won Myeong-jun

9.5

Live: The Last Concert

Selena Quintanilla

9.4

Demon Slayer: Kimetsu no Yaiba the Hashira Meeting Arc

Haruo Sotozaki

9.3

Demon Slayer: Kimetsu no Yaiba Sibling's Bond

Haruo Sotozaki

9.3

Franco Escamilla: Por La Anécdota

Ulises Valencia

9.2

BTS World Tour: Love Yourself - Japan Edition

Kim Nam-joon|Jeon Jung-kook|Kim Tae-hyung|Park Ji-min|Jung Ho-seok|Kim Seok-jin|Min Yoon-gi

9.2

Break the Silence: The Movie

Park Jun-soo

9.2

Mission «Sky»

Igor Kopylov

9.2

Bring the Soul: The Movie

Park Jun-soo

9.1

Scooby-Doo! and the Spooky Scarecrow

Michael Goguen

9.0

Three Preludes for Solo Piano By Adam Sherkin

Filip Ghiorghi

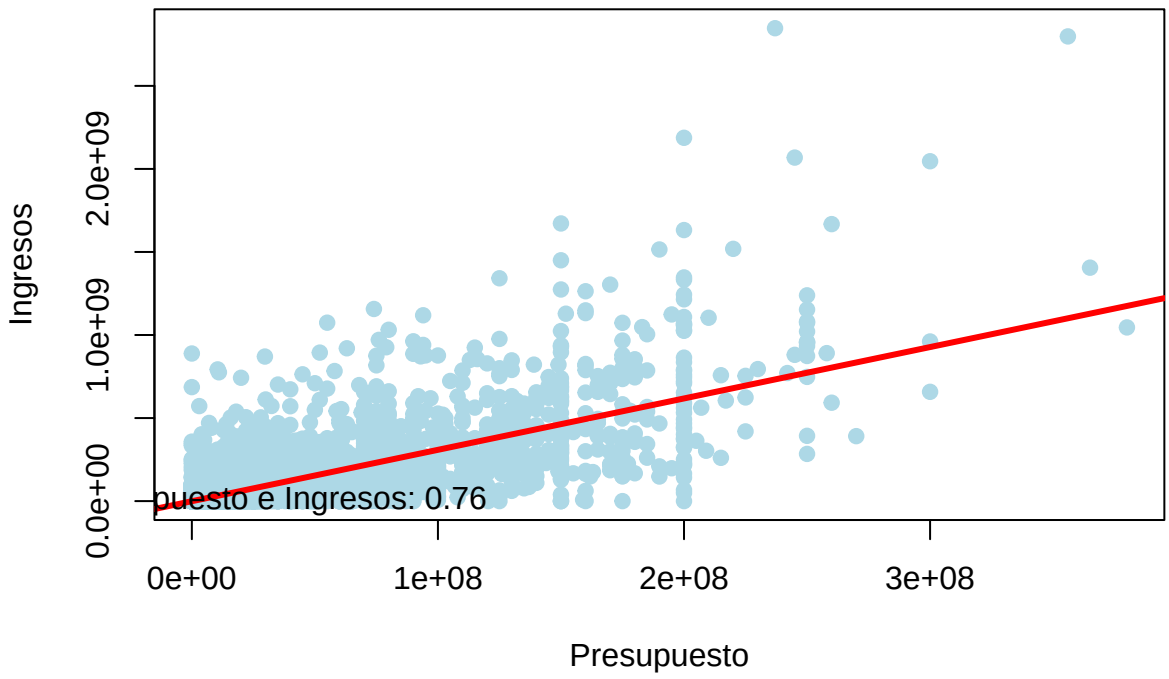
9.0

Conclusiones Se puede observar que los 20 directores con las peliculas mejor calificadas suelen ser de un rango de 9.0 a 10 de nota dada por la critica. Lo cual es un buen indicativo de la capacidad de los directores de poder conseguir buena critica.

4.11 ¿Cómo se correlacionan los presupuestos con los ingresos?

Para ello haremos una grafica de correlacion

```r
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)
movies$budget <- as.numeric(movies$budget)
movies$revenue <- as.numeric(movies$revenue)

x <- movies$budget
y <-movies$revenue

# Creamos el gráfico
plot(x, y, pch = 19, col = "lightblue",
     xlab = "Presupuesto",  # Título del eje X
     ylab = "Ingresos")

# Línea de regresión
abline(lm(y ~ x), col = "red", lwd = 3)


text(paste("Correlación Presupuesto e Ingresos:", round(cor(x, y), 2)), x = 25, y = 95)
```



Conclusiones Como se puede observar en el gráfico de dispersión si hay una relación que tiende a un mayor presupuesto una mayor recaudación. Esto se debe a que una parte de los presupuestos se suele destinar a la publicidad lo que puede influir en su crecimiento. Sin embargo podemos observar ciertos puntos atípicos por encima y debajo de la linea de tendencia que muestran que muchas veces con menor presupuesto se logran una gran cantidad de ingresos y con mucho presupuesto suelen tener ingresos muy bajos. Aun asi la correlacion es muy alta siendo de 0.76 lo que indica que hay una correlacion entre ambas variables.

4.12 ¿Se asocian ciertos meses de lanzamiento con mejores ingresos?

Para ello agruparemos los meses y calcularemos el total de ingresos

```
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)
movies$releaseMonth <- as.numeric(substr(movies$releaseDate, 6, 7))


monthly_revenue <- movies %>%
  group_by(releaseMonth) %>%
  summarise(total_revenue = sum(revenue, na.rm = TRUE),
            avg_revenue = mean(revenue, na.rm = TRUE))%>%
  select(releaseMonth,total_revenue,avg_revenue)%>%
  arrange(desc(avg_revenue))




knitr::kable(monthly_revenue, format = "html")
```

releaseMonth

total_revenue

avg_revenue

6

77597881637

94747108

5

61316118519

87845442

7

61735301475

76028696

12

69525553232

74358880

11

57694134749

71492112

4

36606574887

52595654

3

41659492701

51115942

2

30293297435

42908353

10

41638470602

38987332

8

32840682550

35970079

1

22020446418

33773691

9

34451301833

31928917

Conclusiones Si hay una asociación, haciendo una métrica de total de ingresos y promedio de ingresos se puede ver que el mes con mas recaudación es junio , mayo y julio. Esto se puede deber a que son los meses de vacaciones de verano y muchas personas asisten a ver películas en tiempos libres.

4.13 ¿En qué meses se han visto los lanzamientos con mejores ingresos? ¿cuantas películas, en promedio, se han lanzado por mes?

Viendo la tabla anterior se puede ver que los meses de juion, mayo y julio siguien siendo los mejores meses para poder lanzar una pelicula al tener los mayores ingresos.

Ahora encontraremos el total de peliculas lanzadas.

```
#El total seria
count_movie_month_total <- movies %>%
  group_by(releaseMonth) %>%
  summarise(movie_count = n())%>%
  select(releaseMonth,movie_count)%>%
  arrange(desc(movie_count))

knitr::kable(count_movie_month_total, format = "html")
```

releaseMonth

movie_count

9

1079

10

1068

12

935

8

913

6

819

3

815

7

812

11

807

2

706

5

698

4

696

1

652

Como siguiente paso veremos el promedio de peliculas por año

```
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)
movies$releaseYear <- as.numeric(substr(movies$releaseDate, 1, 4))
movies$releaseMonth <- as.numeric(substr(movies$releaseDate, 6, 7))
count_movie_month <- movies %>%
  group_by(releaseMonth, releaseYear) %>%
  summarise(movie_count = n(), .groups = 'drop')


# Calcular el promedio de películas por mes
average_movies_per_month <- count_movie_month %>%
  group_by(releaseMonth) %>%
  summarise(avg_movie_count = mean(movie_count))%>%
  select(releaseMonth,avg_movie_count)%>%
  arrange(desc(avg_movie_count))

print(average_movies_per_month)
```

```
## # A tibble: 12 x 2
##    releaseMonth avg_movie_count
##           <dbl>           <dbl>
```

```
##  1            9           18.3
##  2           10           15.3
##  3            8           14.3
##  4            3           14.1
##  5           11           12.8
##  6            7           12.5
##  7           12           12.0
##  8            1           11.6
##  9            5           11.6
## 10            6           11.2
## 11            2           11.0
## 12            4           10.5
```

Conclusiones Podemos observar que en total de peliculas lanzadas la mayoria en promedio y total han sido siempre en Septiembre. Y el mes de Junio ha sido si bien el que mejor ingresos ha tenido en el que menos peliculas en promedio se han lanzado siendo de 11 aproximadamente. Y 819 en total de peliculas lanzadas, sin embargo se han recaudado mayor cantidad de ingresos en dicho mes. Muy posiblemente debido a las vacaciones de verano que inician en Junio y terminan en Septiembre, y son epocas en donde los padres llevan a sus hijos a ver peliculas.

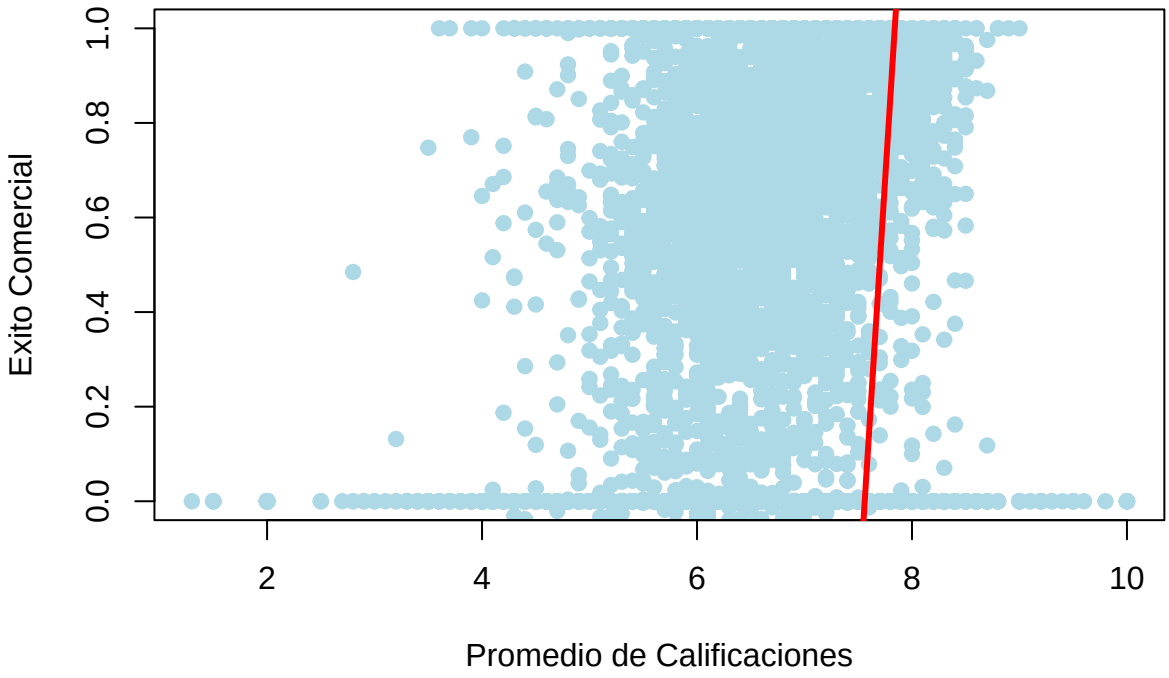
Por lo que si se quiere lanzar una pelicula seria entre los meses 5, 6 , 7 y 8 . Debido a que son los meses en donde no se estan haciendo tantos lanzamientos para cada uno , pero si estan rindiendo en ingresos.

Lo que se recomienda es tomar en cuenta la popularidad de las peliculas por cada mes, para asi poder tener una perspectiva contra que se compite.

4.14 ¿Cómo se correlacionan las calificaciones con el éxito comercial?

Para ello realizaremos una grafica de correlacion entre su exito que se podria ver como la diferencia entre ingresos - presupuesto / ingresos que es un porcentaje de ganancia que se tiene para la pelicula y en el eje y tendremos su calificacion

```r
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)
# Reemplazar NA e Inf en 'revenue', 'budget', y 'voteAvg' por la mediana
movies$revenue[is.na(movies$revenue) | is.infinite(movies$revenue)] <- median(movies$revenue, na.rm = TR
movies$budget[is.na(movies$budget) | is.infinite(movies$budget)] <- median(movies$budget, na.rm = TRUE)
movies$voteAvg[is.na(movies$voteAvg) | is.infinite(movies$voteAvg)] <- median(movies$voteAvg, na.rm = TR

# Calcular las ganancias (gains)
movies$ganancia_neta <- ifelse(as.numeric(movies$revenue) == 0, 0,
                       (as.numeric(movies$revenue) - as.numeric(movies$budget)) / as.numeric(movies$reve


x <- movies$voteAvg
y <- movies$ganancia_neta
plot(x, y, pch = 19, col = "lightblue",
     xlab = "Promedio de Calificaciones",  # Título del eje X
     ylab = "Exito Comercial",
     ylim = c(0, max(y, na.rm = TRUE)))

# Agregar la línea de regresión
abline(lm(y ~ x), col = "red", lwd = 3)

text(paste("Correlación de Éxito comercial y Calificaciones:", round(cor(x, y), 2)), x = 25, y = 95)
```

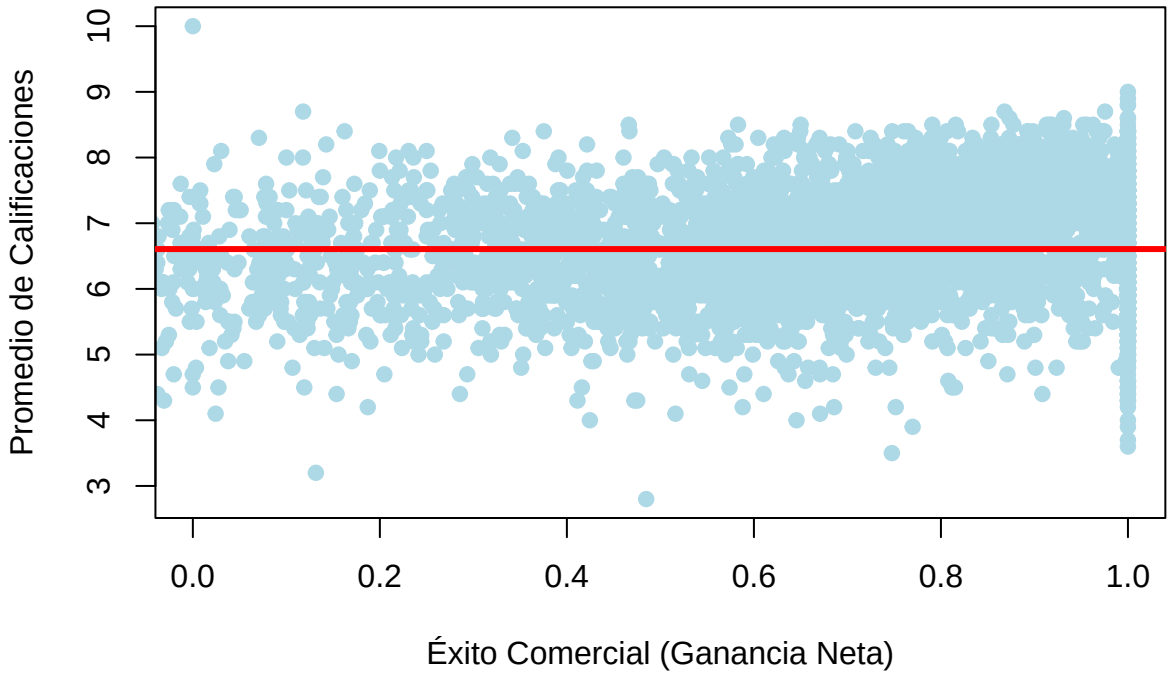


Analisis Grafico Este grafico nos muestra aquellos de 0 a 1 de ganancias. 1 es que generaron ganacias del 100% y 0% que su presupuesto no genero ganancias esto quiere decir que los ingresos apenas alcanzaron para cubrir los costes. Por otro lado tambien se clasifico como 0 aquellos que no solo no generaron ganancias sino que tampoco generaron ingresos. Cabe aclarar que aqui se colocan todos aquellos que tienen exito comercial (osea apartir de 0) , pues hay peliculas con ganancias negativas las cuales son fracasos que perdieron dinero, y por ende no se toman para el analisis.

Si quitamos las que no tuvieron ingresos ya que tambien son fracasos tendriamos esto

```r
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)
# Reemplazar NA e Inf en 'revenue', 'budget', y 'voteAvg' por la mediana
movies$revenue[is.na(movies$revenue) | is.infinite(movies$revenue)] <- median(movies$revenue, na.rm = TR
movies$budget[is.na(movies$budget) | is.infinite(movies$budget)] <- median(movies$budget, na.rm = TRUE)
movies$voteAvg[is.na(movies$voteAvg) | is.infinite(movies$voteAvg)] <- median(movies$voteAvg, na.rm = TR

movies$gains <- (as.numeric(movies$revenue) - as.numeric(movies$budget)) / as.numeric(movies$revenue)

# Eliminar valores Inf o NA en 'gains'
movies <- movies[is.finite(movies$gains), ]

x <- movies$gains
y <- movies$voteAvg
plot(x, y, pch = 19, col = "lightblue",
     xlab = "Éxito Comercial (Ganancia Neta)",  # Título del eje X
     ylab = "Promedio de Calificaciones",
     xlim = c(0, max(x, na.rm = TRUE)))
```

```r
# Agregar la línea de regresión
abline(lm(y ~ x), col = "red", lwd = 3)

text(paste("Correlación de Éxito comercial y Calificaciones:", round(cor(x, y), 2)), x = 25, y = 95)
```



Analisis Grafico Aun con ello vemos que sigue sin existir relacion, debido a que la mayoria en promedio es calificada con un 6, vemos que una parte importante de las peliculas que son calificadas por la critica por debajo del 6 tienen una ganancia neta del 100%. Lo que indica que su ingresos supero o triplico la ganancias de las peliculas. Aun asi hay muchas cintas que lograron tener muy buena critica y tener un exito comercial.

Conclusion Como se puede observar no existe relacion entre el exito comercial y las calificaciones, sin embargo una gran cantidad de peliculas con un puntaje mayor a 6. Hay tenido una rendimiento muy alto en sus ganancias. Lo cual indica que las personas si desean pagar por ver una pelicula buena .

4.15 ¿Qué estrategias de marketing, como videos promocionales o páginas oficiales, generan mejores resultados?

Lo que haremos es comparar usando la ganancia entre las 2 estrategias.

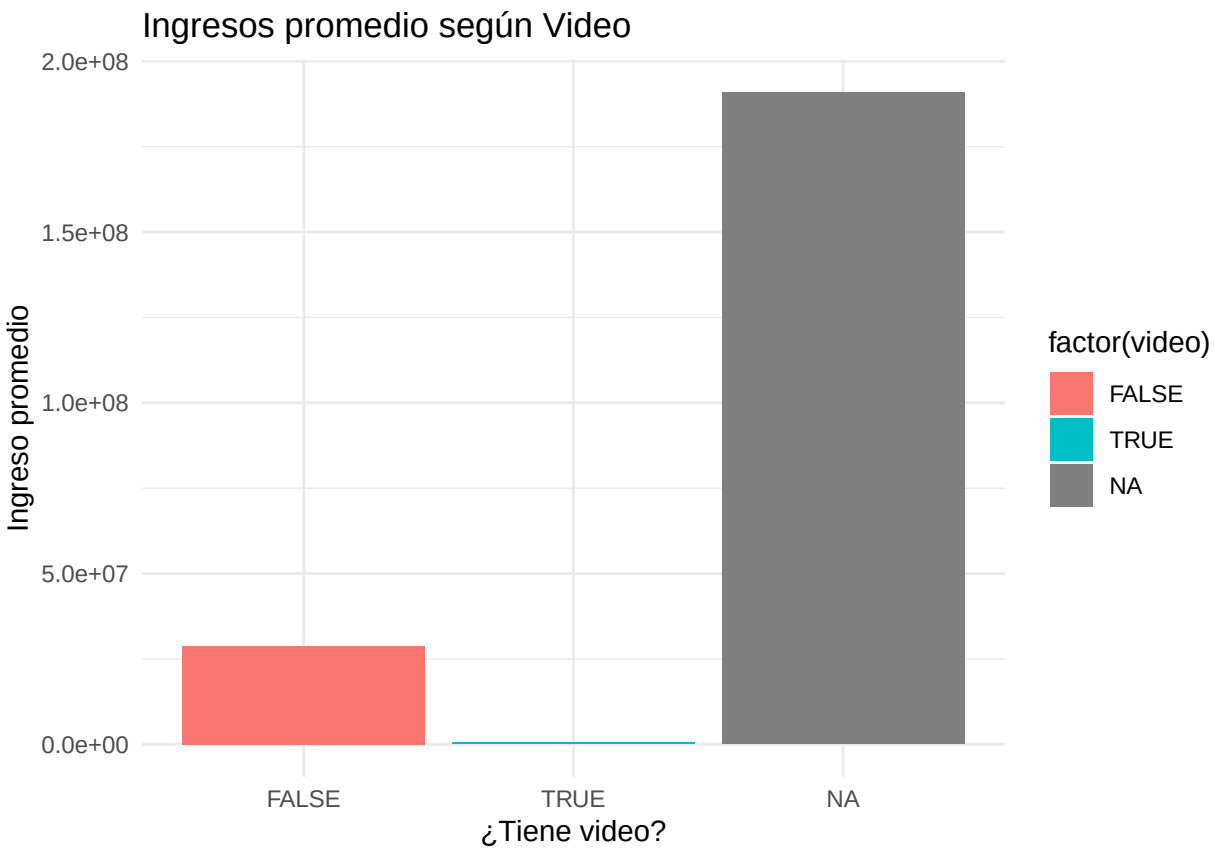
Marketing de Video

Si medimos sus ingresos veremos lo siguiente.

```r
# Lo primero que haremos es mapear
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)


marketing <- movies %>%
  select(video, revenue)

# Ahora balanceamos
video_1 <- marketing %>% filter(video == TRUE)

# Seleccionar aleatoriamente 84 observaciones de video = 0 y de N/A
set.seed(123)  # Asegura reproducibilidad
video_0_sample <- marketing %>%
  filter(video == FALSE) %>%
  sample_n(84)

video_na_sample <- marketing %>%
  filter(is.na(video)) %>%
  sample_n(84)


# Unir ambos subconjuntos para tener balanceado el dataset
balanced_marketing <- bind_rows(video_1, video_0_sample, video_na_sample)

balanced_counts <- balanced_marketing %>%
  count(video)

print(balanced_counts)
```

```
##   video  n
## 1 FALSE 84
## 2  TRUE 84
## 3    NA 84
```

```r
balanced_marketing %>%
  group_by(video) %>%
  summarise(avg_revenue = mean(revenue, na.rm = TRUE)) %>%
  ggplot(aes(x = factor(video), y = avg_revenue, fill = factor(video))) +
  geom_col() +
  labs(title = "Ingresos promedio según Video",
       x = "¿Tiene video?",
       y = "Ingreso promedio") +
  theme_minimal()
```



Analisis Grafico Lo que vemos aqui es el promedio de ingresos dependiendo si tiene video o no tiene. Por lo que se ve aqui es que no es concluyente por ende no se puede decir que tener o no video afecta a los ingresos percibidos. Pues tenemos demasiados valores que no conocemos si tienen o no video, por ende no se puede hacer una conclusion. Pero se puede ver que las que no tienen video tienen mayores ingresos.

Ahora si medimos su popularidad veremos lo siguiente

```
# Lo primero que haremos es mapear
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)


marketing <- movies %>%
  select(video, popularity)

# Ahora balanceamos
video_1 <- marketing %>% filter(video == TRUE)

# Seleccionar aleatoriamente 84 observaciones de video = 0 y de N/A
set.seed(123)  # Asegura reproducibilidad
video_0_sample <- marketing %>%
  filter(video == FALSE) %>%
  sample_n(84)

video_na_sample <- marketing %>%
  filter(is.na(video)) %>%
  sample_n(84)
```

```r
# Unir ambos subconjuntos para tener balanceado el dataset
balanced_marketing <- bind_rows(video_1, video_0_sample, video_na_sample)

balanced_counts <- balanced_marketing %>%
  count(video)

print(balanced_counts)
```

```
##   video  n
## 1 FALSE 84
## 2  TRUE 84
## 3    NA 84
```

```r
balanced_marketing %>%
  group_by(video) %>%
  summarise(avg_popularity = mean(popularity, na.rm = TRUE)) %>%
  ggplot(aes(x = factor(video), y = avg_popularity, fill = factor(video))) +
  geom_col() +
  labs(title = "Ingresos promedio según Video",
       x = "¿Tiene video?",
       y = "Popularidad promedio") +
  theme_minimal()
```

Analisis Grafico

Podemos ver que aquellas que tienen video suelen ser mucho mas populares que las que no. Esto puede deberse a que es muy comun en redes sociales que las que no tienen video suelan ser mas visitados su video que las que no, sin embargo aun no es concluyente pues hay algunas que no se conocen si tienen o no.

Marketing de Paginas Web

Si medimos los ingresos si tienen pagina , nos daria.

```
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)

#Primero mapeamos si tiene como un string que tenga y si no tiene como N/A

marketing <- movies %>%
  select(homePage, revenue) %>%
  mutate(homePage = ifelse(is.na(homePage), FALSE, TRUE))
homePage_counts <- marketing %>%
  count(homePage)

print(homePage_counts)
```

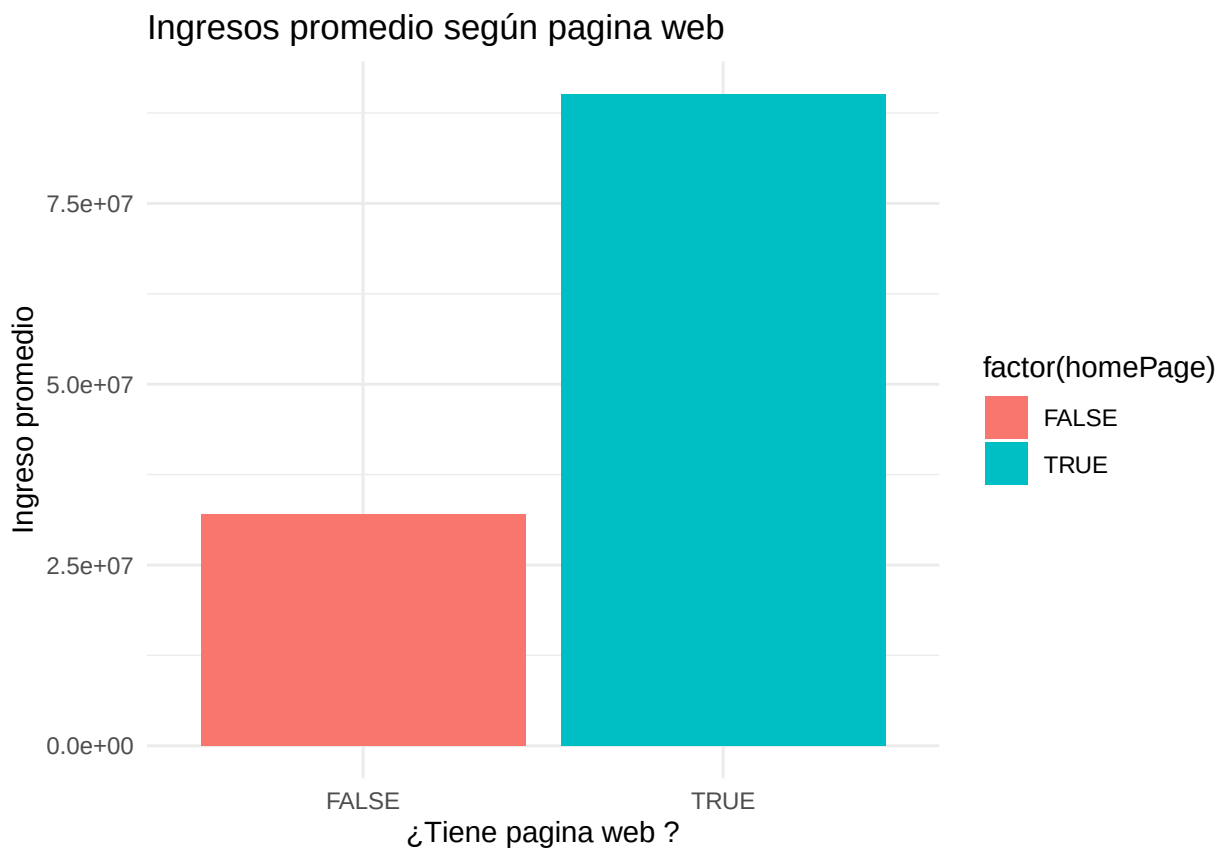
```
##   homePage    n
## 1    FALSE 5807
## 2     TRUE 4193
```

```
#Ahora balanceamos
page_1 <- marketing %>% filter(homePage == TRUE)

set.seed(123)  # Asegura reproducibilidad
page_FALSE_sample <- marketing %>%
  filter(homePage == FALSE) %>%
  sample_n(4193)

balanced_marketing <- bind_rows(page_1,page_FALSE_sample)




balanced_counts <- balanced_marketing %>%
  count(homePage)

print(balanced_counts)
```

```
##   homePage    n
## 1    FALSE 4193
## 2     TRUE 4193
```

```
#Ahora graficamos


balanced_marketing %>%
  group_by(homePage) %>%
  summarise(avg_revenue = mean(revenue, na.rm = TRUE)) %>%
```

```r
ggplot(aes(x = factor(homePage), y = avg_revenue, fill = factor(homePage))) +
geom_col() +
labs(title = "Ingresos promedio según pagina web",
     x = "¿Tiene pagina web ?",
     y = "Ingreso promedio") +
theme_minimal()
```



Analisis Grafico Podemos ver aqui que si tienen pagina web tiene una mayor cantidad de ingresos que al no tener una pagina web, siendo a simple vista casi el doble. Muy posiblemente debido a que internet suele ser una manera muy efectiva para promocionarse.

Si medimos la popularidad si tienen pagina , nos daria.

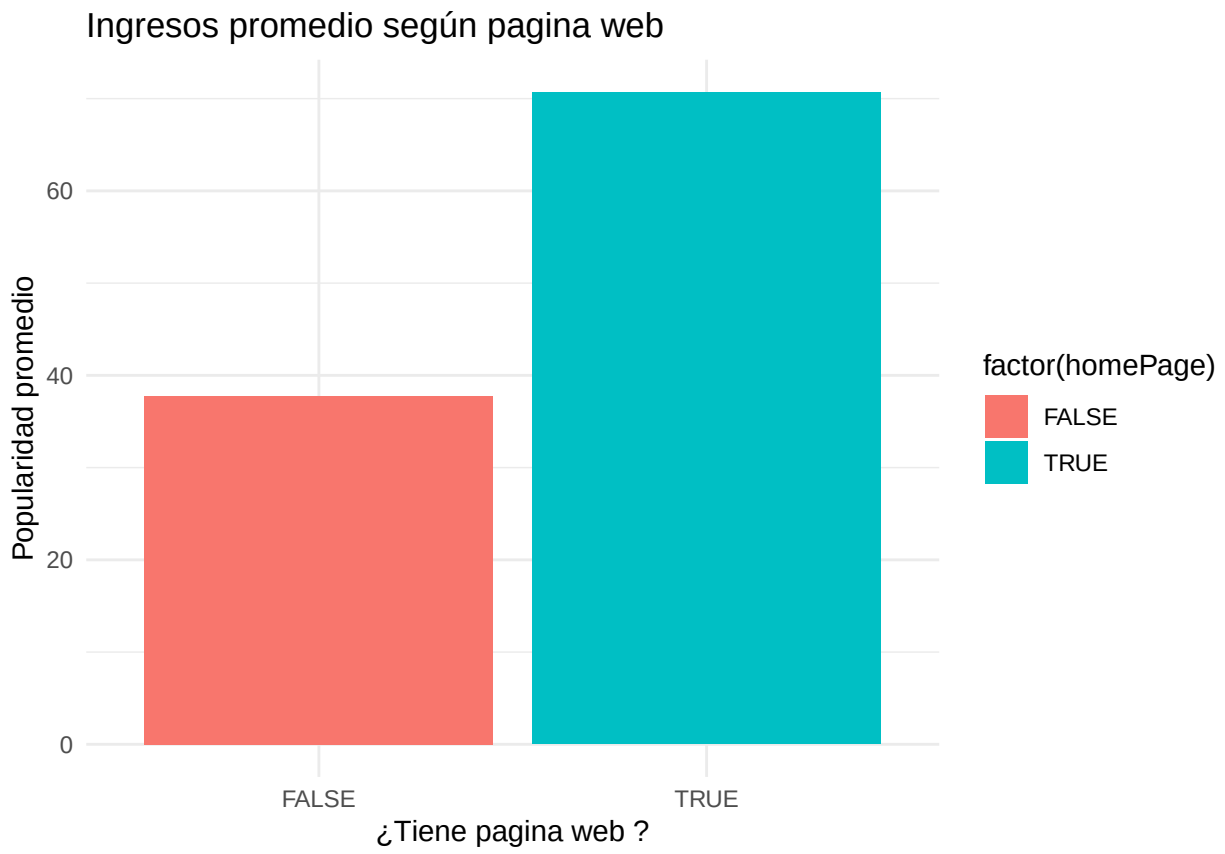
```r
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)

#Primero mapeamos si tiene como un string que tenga y si no tiene como N/A

marketing <- movies %>%
  select(homePage, popularity) %>%
  mutate(homePage = ifelse(is.na(homePage), FALSE, TRUE))
homePage_counts <- marketing %>%
  count(homePage)

print(homePage_counts)
```

```
##   homePage    n
## 1    FALSE 5807
## 2     TRUE 4193
```

```r
#Ahora balanceamos
page_1 <- marketing %>% filter(homePage == TRUE)

set.seed(123)  # Asegura reproducibilidad
page_FALSE_sample <- marketing %>%
  filter(homePage == FALSE) %>%
  sample_n(4193)

balanced_marketing <- bind_rows(page_1,page_FALSE_sample)




balanced_counts <- balanced_marketing %>%
  count(homePage)

print(balanced_counts)
```

```
##   homePage    n
## 1    FALSE 4193
## 2     TRUE 4193
```

```r
#Ahora graficamos


balanced_marketing %>%
  group_by(homePage) %>%
  summarise(avg_popularity = mean(popularity, na.rm = TRUE)) %>%
  ggplot(aes(x = factor(homePage), y = avg_popularity, fill = factor(homePage))) +
  geom_col() +
  labs(title = "Ingresos promedio según pagina web",
       x = "¿Tiene pagina web ?",
       y = "Popularidad promedio") +
  theme_minimal()
```



Analisis Grafico Podemos ver aqui que si llega a ser muy popular siguiendo la misma proporcion que los ingresos

Conclusion Podemos ver que la mejor estrategia va a ser tener una pagina web, sin embargo se recomienda tambien tener un video , y colocarlo en las paginas web para poder apoyar a promocionar las peliculas, ya que el video si bien no rinde en ingresos si rinde en popularidad siendo mayor que no tenerlo .

4.16 ¿La popularidad del elenco está directamente correlacionada con el éxito de taquilla?

Para ello podemos hacer una grafica de correlacion.

```
movies <- read.csv("movies.csv", stringsAsFactors = FALSE)

popularity <- movies %>%
  select(actorsPopularity, revenue, budget)
```