

# ANOVA de dos vías

Ignacio Díaz Oreiro

CI0131 Diseño de Experimentos



The background of the slide features a collection of 3D bar charts in orange, yellow, blue, and green, each enclosed in a transparent wireframe box. These are arranged on a light gray surface. Surrounding the 3D charts are various 2D data visualizations, including line graphs, pie charts, and bar charts, all rendered in a light, semi-transparent style. A solid purple vertical bar is located on the far left edge of the slide.

Agradecimiento a la profesora Dra. Kryscia Ramírez Benavides, por facilitar material usado en esta presentación.

# Diseño factorial de dos factores

- Muchos experimentos involucran estudiar los efectos de dos o más factores, para lo que se utilizan los diseños factoriales.
- Los tipos más simples de diseños factoriales incluyen únicamente dos factores o conjuntos de tratamientos.
- Hay  $a$  niveles del factor A y  $b$  niveles del factor B, los cuales se disponen en un diseño factorial;
- Es decir, cada réplica del experimento contiene todas las  $a \cdot b$  combinaciones de los tratamientos. En general, hay  $n$  réplicas.

# Diseño factorial de dos factores

- Por ejemplo, un ingeniero de software está optimizando el tiempo de ejecución de un algoritmo de ordenamiento que se ejecutará en sistemas con tamaños de datos de entrada variables.
- Selecciona como factor el diseño la estructura de datos auxiliar para el algoritmo, y tiene tres opciones posibles: Hash Table, Árbol Binario de Búsqueda o Array Dinámico.
- El ingeniero también quiere verificar si el nivel de concurrencia afectará su tiempo de ejecución, que será otro factor de diseño

# Diseño factorial de dos factores

- El ingeniero decide probar las tres estructuras de datos con niveles de concurrencia: 1 hilo, 4 hilos, 16 hilos, ya que estos rangos son representativos de los escenarios reales donde se usará el algoritmo.
- Se ejecutan cuatro pruebas con cada combinación de estructura de datos y concurrencia, y las 36 ejecuciones se realizan de manera aleatoria para evitar sesgos.



# Diseño factorial de dos factores

- En la tabla se presentan los datos del experimento y de los tiempos de ejecución de los algoritmos, expresados en milisegundos:
- Los tiempos de ejecución obtenidos están en el rango de 40 a 188 milisegundos.

## Tiempo de ejecución (en milisegundos)

### Nivel de concurrencia (hilos)

Estructura	Nivel de concurrencia (hilos)					
	1		4		16	
Tabla hash	130	155	34	40	20	70
	74	180	80	75	82	58
Árbol binario	150	188	136	122	25	70
	159	126	106	115	58	45
Array dinámico	138	110	174	120	96	104
	168	160	150	139	82	60

# Diseño factorial de dos factores

- El ingeniero quiere responder :
- ¿Qué efectos tienen el tipo de estructura de datos y la cantidad de hilos sobre el tiempo de ejecución del algoritmo?
- ¿Existe alguna estructura de datos que ofrezca un rendimiento consistente (tiempo bajo) independientemente del nivel de concurrencia?

## Tiempo de ejecución (en milisegundos)

Estructura	Nivel de concurrencia (hilos)					
	1		4		16	
Tabla hash	130	155	34	40	20	70
	74	180	80	75	82	58
Árbol binario	150	188	136	122	25	70
	159	126	106	115	58	45
Array dinámico	138	110	174	120	96	104
	168	160	150	139	82	60

# Diseño factorial de dos factores

- Quizá se pueda identificar una estructura que no se degrade significativamente sin importar la cantidad de hilos.
- Así, se podría garantizar que el algoritmo será robusto ante variaciones en el nivel de concurrencia.
- Se trata de la aplicación del diseño experimental estadístico (factorial de dos factores) en la optimización de algoritmos, un problema clave en computación.

## Tiempo de ejecución (en milisegundos)

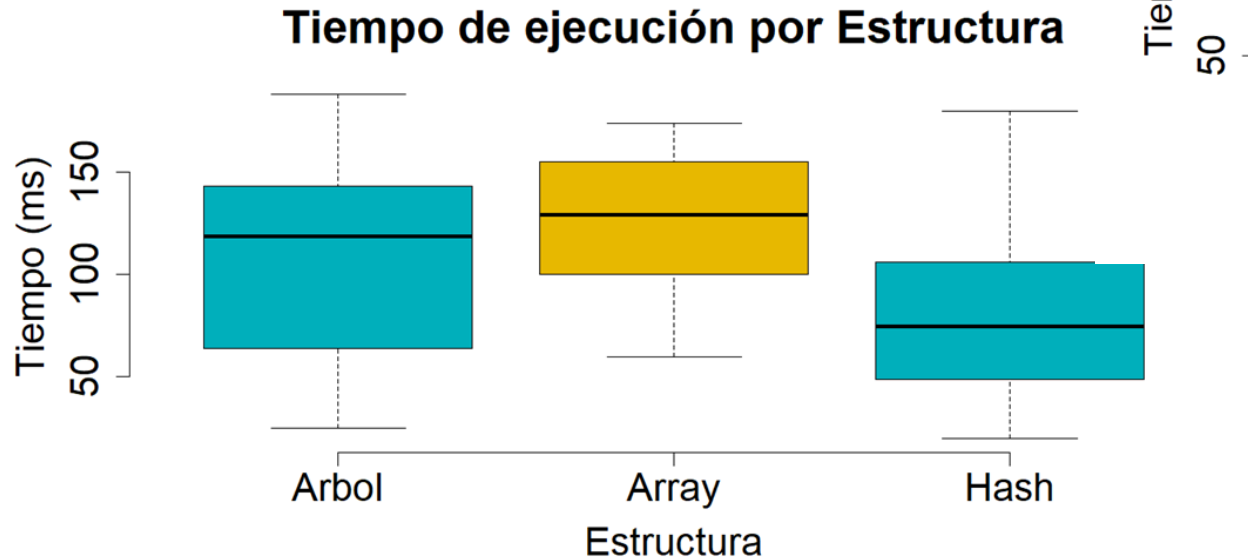
Estructura	Nivel de concurrencia (hilos)					
	1		4		16	
Tabla hash	130	155	34	40	20	70
	74	180	80	75	82	58
Árbol binario	150	188	136	122	25	70
	159	126	106	115	58	45
Array dinámico	138	110	174	120	96	104
	168	160	150	139	82	60



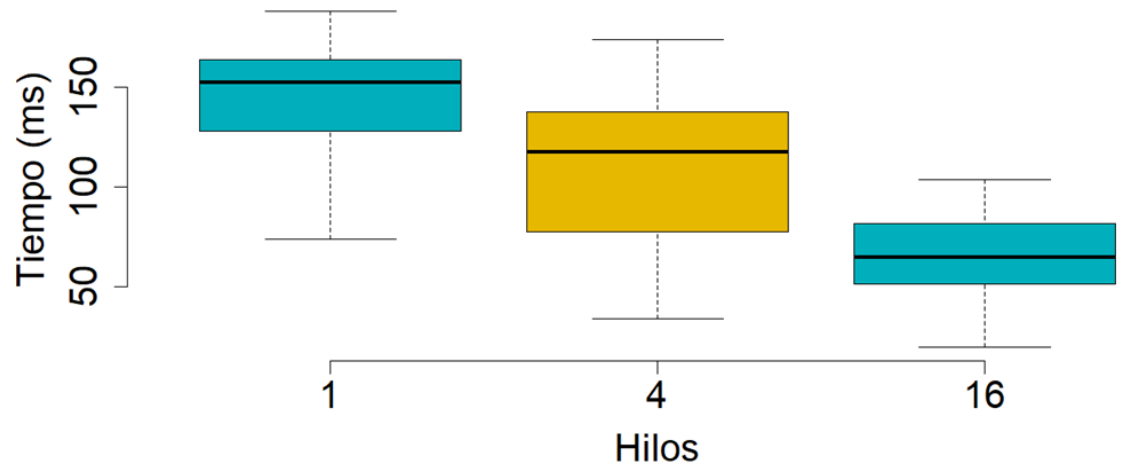
Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Se realiza un análisis exploratorio de datos:

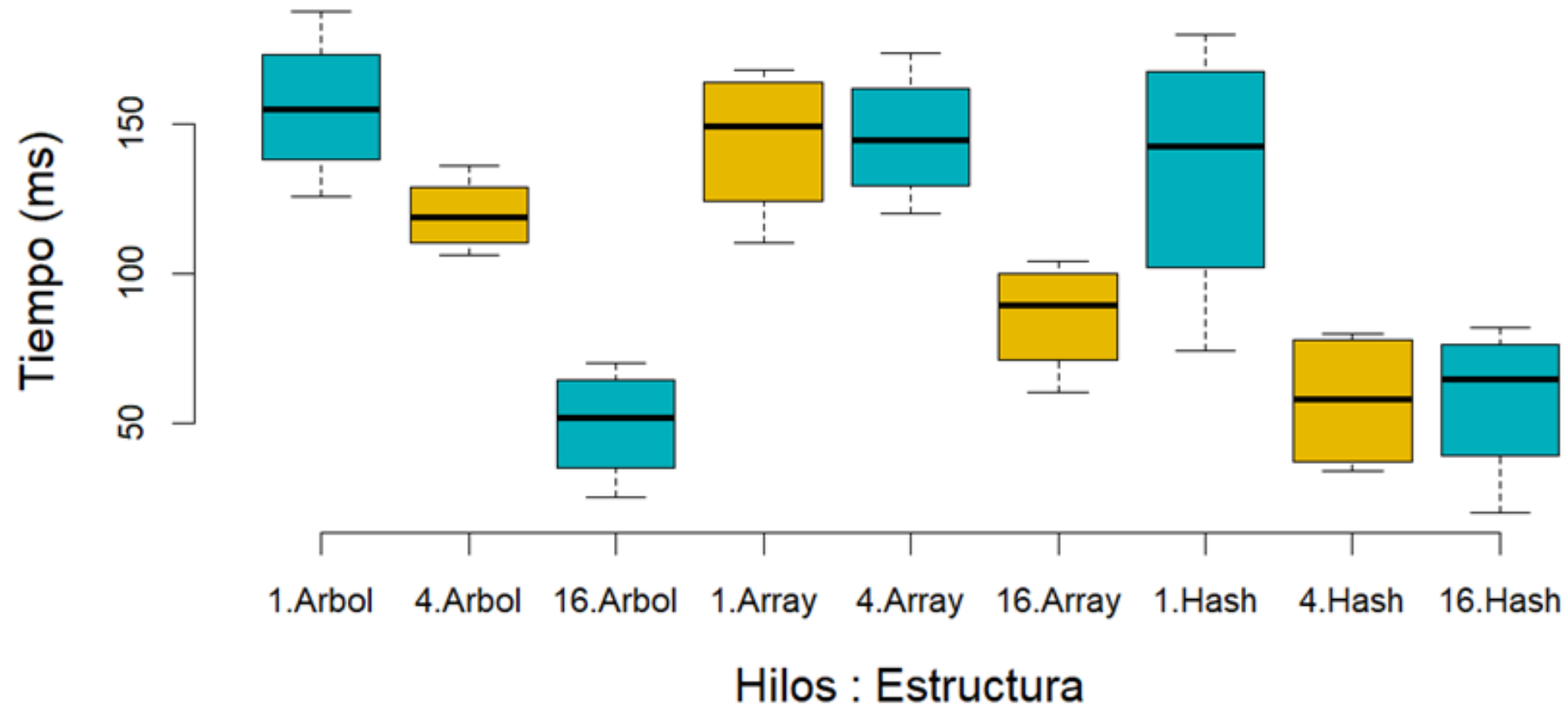


**Tiempo de ejecución por cantidad de Hilos**



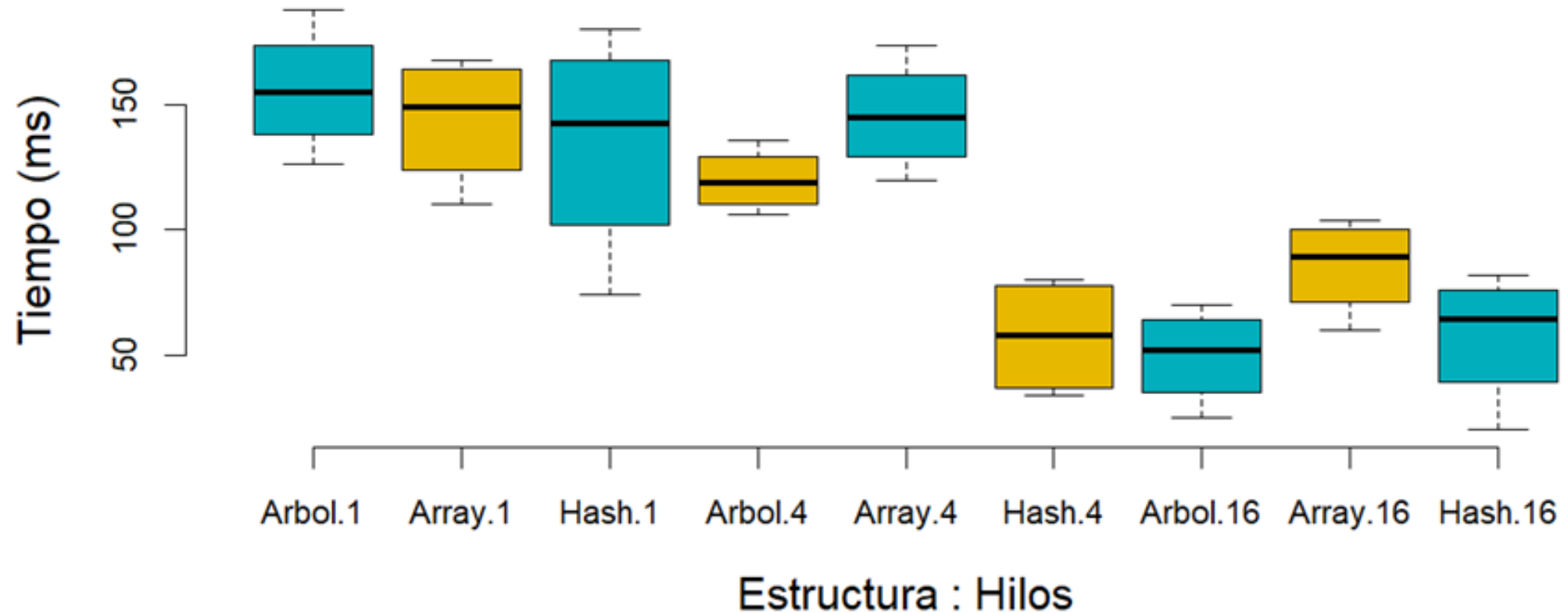
Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías



Diseño factorial de dos factores

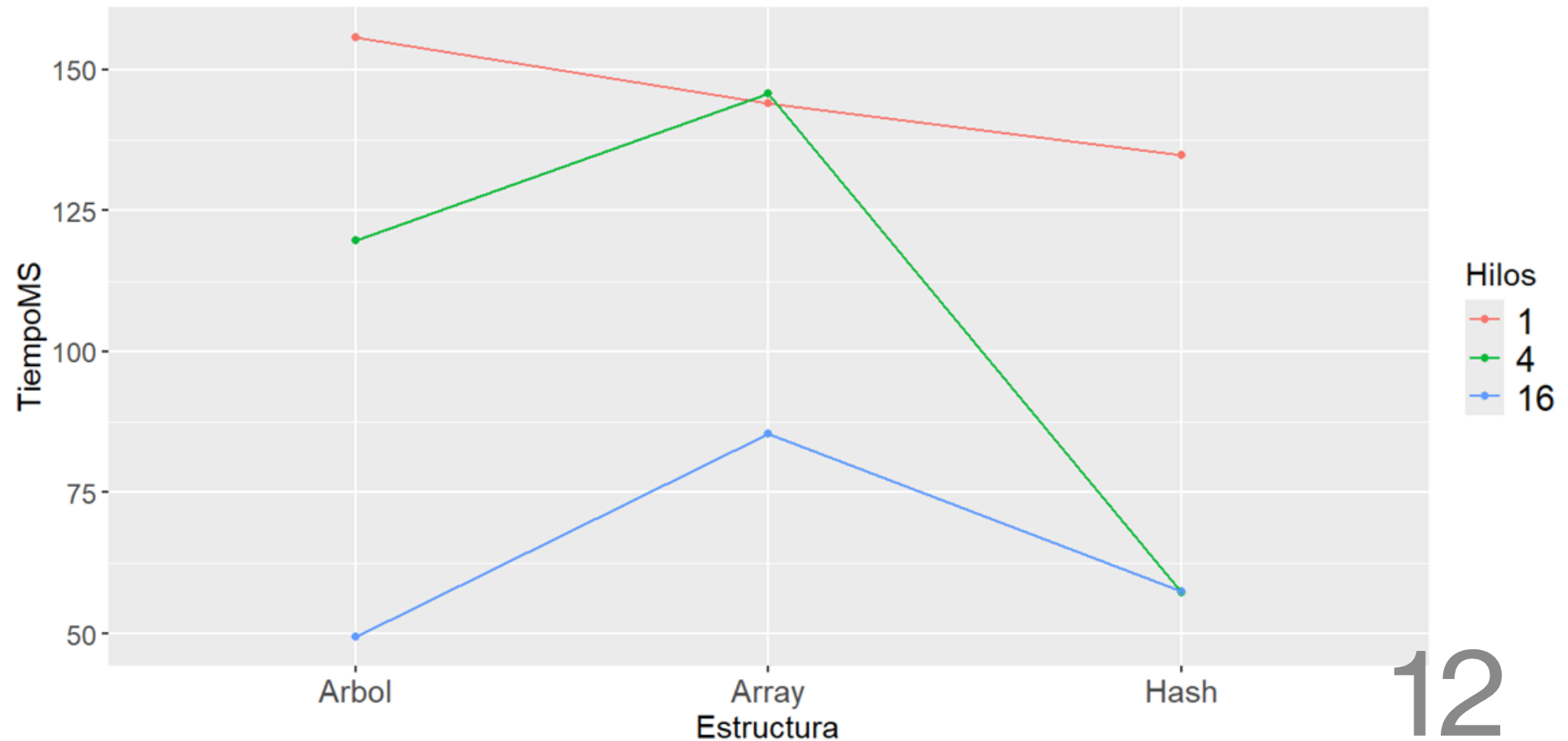
# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías



Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

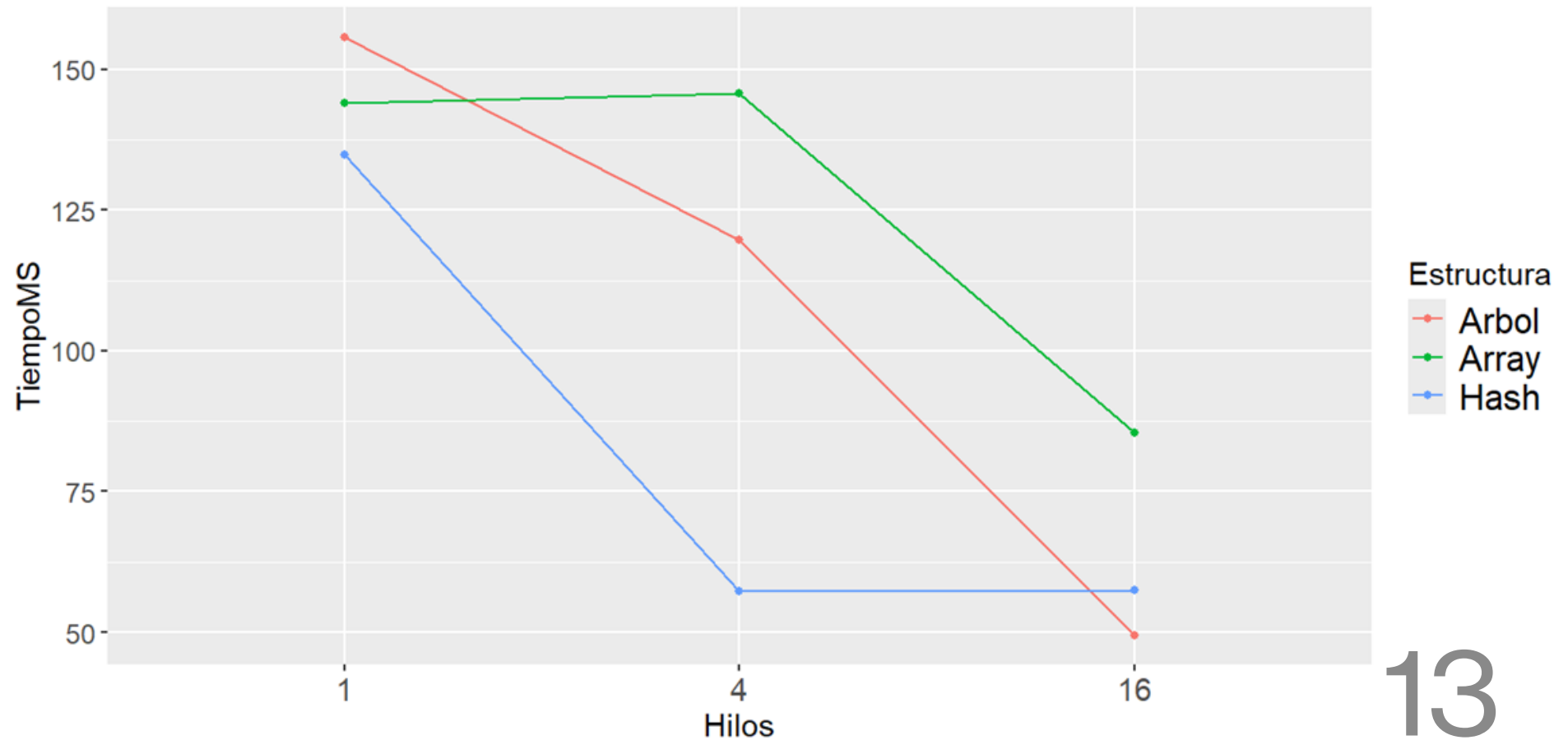
Se pueden  
graficar las  
interacciones:



Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

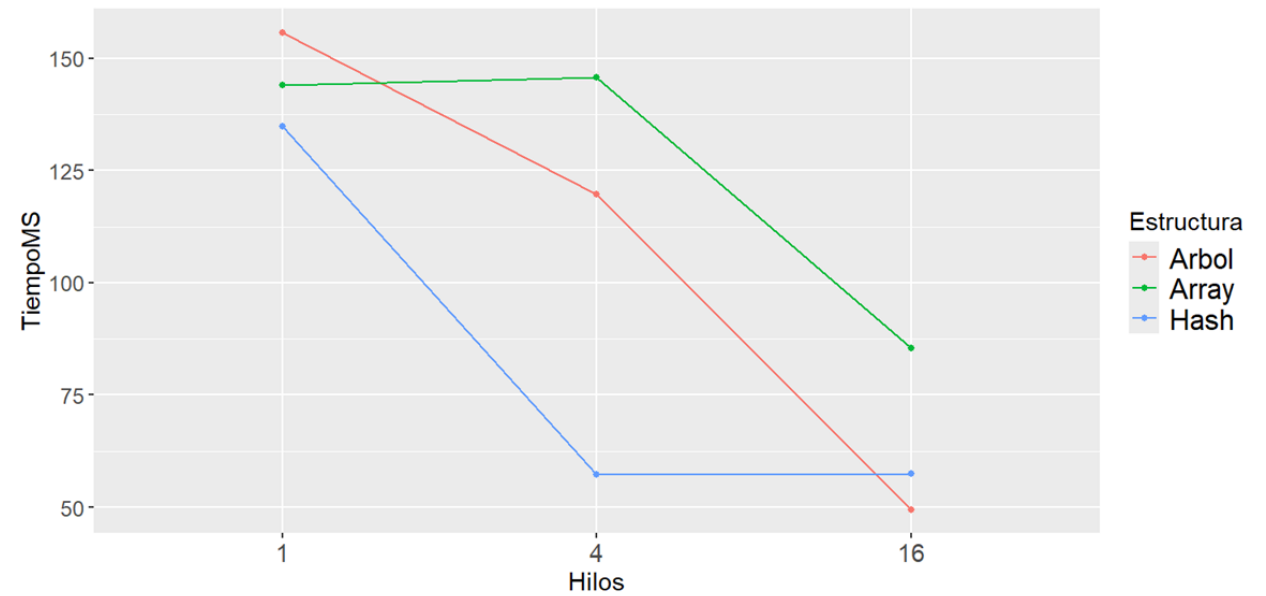
Se pueden  
graficar las  
interacciones:



Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- La interacción significativa está indicada por la falta de paralelismo de las líneas.
- En general, se obtienen tiempos mayores sin concurrencia, independientemente del tipo de estructura.

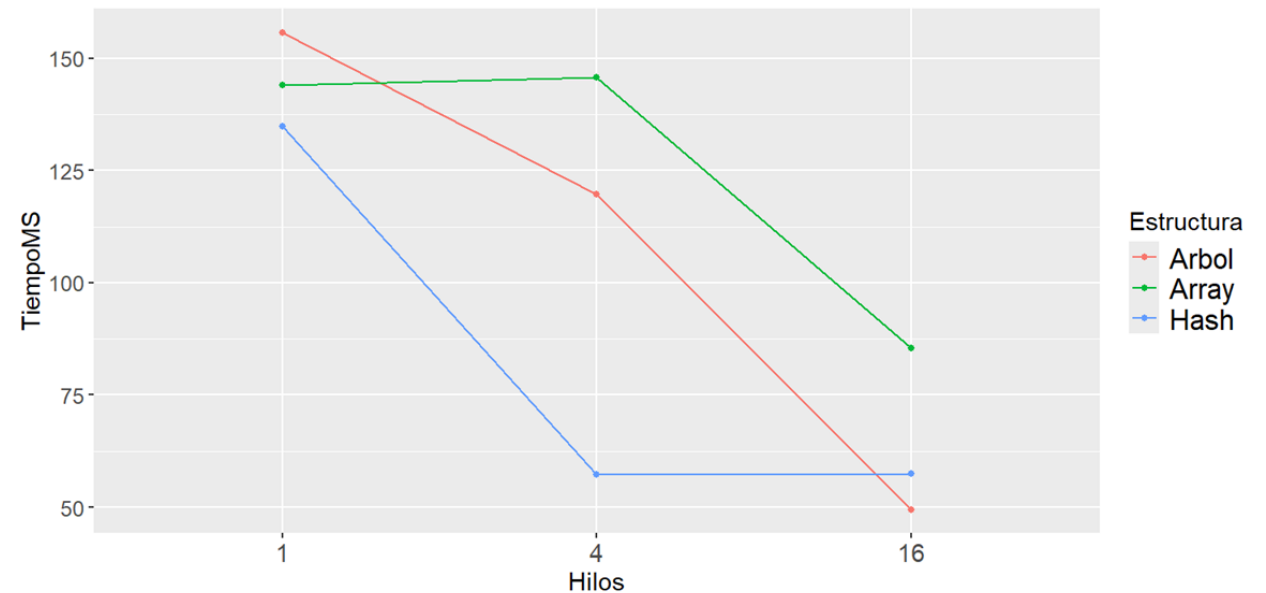




Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Al cambiar de 1 a 4 hilos, el tiempo para la estructura Árbol puede aumentar, mientras que disminuye para el Array y Hash.
- De 4 a 16 hilos, el tiempo disminuye para Árbol y Hash, y prácticamente no cambia Array.
- La estructura Árbol parece dar los tiempos más altos mejores a medida que aumenta la concurrencia.



# Diseño factorial de dos factores

- Para pasar al caso general, sea  $y_{ijk}$  la respuesta observada cuando el factor A tiene el nivel  $i$ -ésimo ( $i = 1, 2, \dots, a$ ) y el factor B tiene el nivel  $j$ -ésimo ( $j = 1, 2, \dots, b$ ) en la réplica  $k$ -ésima ( $k = 1, 2, \dots, n$ ).

		Factor B			
		1	2	...	$b$
Factor A	1	$y_{111}, y_{112}, \dots, y_{11n}$	$y_{121}, y_{122}, \dots, y_{12n}$		$y_{1b1}, y_{1b2}, \dots, y_{1bn}$
	2	$y_{211}, y_{212}, \dots, y_{21n}$	$y_{221}, y_{222}, \dots, y_{22n}$		$y_{2b1}, y_{2b2}, \dots, y_{2bn}$
	...				
	$a$	$y_{a11}, y_{a12}, \dots, y_{a1n}$	$y_{a21}, y_{a22}, \dots, y_{a2n}$		$y_{ab1}, y_{ab2}, \dots, y_{abn}$

# Diseño factorial de dos factores

- El orden en que se hacen las  $abn$  observaciones se selecciona al azar, por lo que este diseño es un diseño completamente aleatorizado.

		Factor B			
		1	2	...	$b$
Factor A	1	$y_{111}, y_{112},$ $\dots, y_{11n}$	$y_{121}, y_{122},$ $\dots, y_{12n}$		$y_{1b1}, y_{1b2},$ $\dots, y_{1bn}$
	2	$y_{211}, y_{212},$ $\dots, y_{21n}$	$y_{221}, y_{222},$ $\dots, y_{22n}$		$y_{2b1}, y_{2b2},$ $\dots, y_{2bn}$
	$\vdots$				
	$a$	$y_{a11}, y_{a12},$ $\dots, y_{a1n}$	$y_{a21}, y_{a22},$ $\dots, y_{a2n}$		$y_{ab1}, y_{ab2},$ $\dots, y_{abn}$

# Modelo de datos

- Las observaciones de un experimento factorial pueden describirse con un modelo.
- El modelo de los efectos para dos factores es:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk} \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

- donde  $y_{ijk}$  representa la observación  $ijk$ -ésima,  $\mu$  es el efecto promedio global,  $\tau_i$  es el efecto del nivel  $i$ -ésimo del factor A,  $\beta_j$  es el efecto del nivel  $j$ -ésimo del factor B,  $(\tau\beta)_{ij}$  es el efecto de la interacción entre  $\tau_i$  y  $\beta_j$  y  $\epsilon_{ijk}$  es un componente del error aleatorio.

## Diseño factorial de dos factores

# Modelo de datos

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk} \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

- Se supone que ambos factores A y B son fijos, y los efectos de los tratamientos se definen como las desviaciones de la media global, por lo que:

$$\sum_{i=1}^a \tau_i = 0 \quad \sum_{j=1}^b \beta_j = 0$$

- Se manera similar, los efectos de las interacciones son fijos y se definen de tal modo que:  $\sum_{i=1}^a (\tau\beta)_{ij} = \sum_{j=1}^b (\tau\beta)_{ij} = 0$

- Puesto que hay n réplicas del experimento, hay  $abn$  observaciones en total.

Diseño factorial de dos factores

# Modelo de datos

- Otro modelo posible de un experimento factorial es el modelo de las medias:

$$y_{ijk} = \mu_{ij} + \epsilon_{ijk} \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

- donde la media de la celda  $ij$ -ésima es:

$$\mu_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij}$$



Diseño factorial de dos factores

# Modelo de datos

- En el diseño factorial de dos factores, los factores (o tratamientos) de los renglones y las columnas, A y B, son de igual interés.

- El interés se encuentra en probar hipótesis acerca de la igualdad de los efectos de los tratamientos de los renglones:

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \cdots = \tau_a = 0$$

$$H_1: \text{at least one } \tau_i \neq 0$$

- y de la igualdad de los efectos de los tratamientos de las columnas:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_b = 0$$

$$H_1: \text{at least one } \beta_j \neq 0$$

Diseño factorial de dos factores

# Modelo de datos

- También interesa determinar si los tratamientos de los renglones y las columnas interactúan.

Por lo tanto, también querría probarse:

$$H_0: (\tau\beta)_{ij} = 0 \quad \text{for all } i, j$$

$$H_1: \text{at least one } (\tau\beta)_{ij} \neq 0$$

# Análisis estadístico del modelo con efectos fijos

- El procedimiento de prueba puede resumirse en una tabla del análisis de varianza:

Source of Variation	Sum of Squares	Degrees of Freedom	Mean Square	$F_0$
A treatments	$SS_A$	$a - 1$	$MS_A = \frac{SS_A}{a - 1}$	$F_0 = \frac{MS_A}{MS_E}$
B treatments	$SS_B$	$b - 1$	$MS_B = \frac{SS_B}{b - 1}$	$F_0 = \frac{MS_B}{MS_E}$
Interaction	$SS_{AB}$	$(a - 1)(b - 1)$	$MS_{AB} = \frac{SS_{AB}}{(a - 1)(b - 1)}$	$F_0 = \frac{MS_{AB}}{MS_E}$
Error	$SS_E$	$ab(n - 1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{ab(n - 1)}$	
Total	$SS_T$	$abn - 1$		

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Vamos a construir el modelo en R para el análisis de varianza de dos vías, considerando la interacción entre los dos factores.
- El archivo con los datos ya fue cargado y se llama ord.
- La sintaxis del modelo ANOVA es la siguiente:

	▲	Observ	▼	Estructura	▼	Hilos	▼	TiempoMS	▼
1		1		Arbol		4		122	
2		2		Hash		4		40	
3		3		Array		4		139	
4		4		Array		4		174	
5		5		Hash		4		34	
6		6		Array		1		110	
7		7		Arbol		1		126	
8		8		Hash		16		70	
9		9		Hash		1		130	

```
aov_orden <- aov(TiempoMS ~ Estructura * Hilos, data = ord)
```

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- En el caso del tiempo de ejecución, el análisis de varianza reporta:

```
> aov_orden <- aov(TiempoMS ~ Estructura * Hilos, data = ord)
> summary(aov_orden)
```

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
Estructura	2	10684	5342	7.911	0.00198	**
Hilos	2	39119	19559	28.968	1.91e-07	***
Estructura:Hilos	4	9614	2403	3.560	0.01861	*
Residuals	27	18231	675			

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
Estructura	2	10684	5342	7.911	0.00198	**
Hilos	2	39119	19559	28.968	1.91e-07	***
Estructura:Hilos	4	9614	2403	3.560	0.01861	*
Residuals	27	18231	675			
---						
Signif. codes:	0	'***'	0.001	'**'	0.01	'*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

- Puesto que  $F_{0.05, 2, 27} = 3.35$ , el efecto de la Estructura sí es significativo ( $F_0 > F_{0.05, 2, 27}$ ).
- También el efecto de la cantidad de Hilos es significativo
- Y puesto que  $F_{0.05, 4, 27} = 2.73$ , se concluye que hay una interacción significativa entre la Estructura y la cantidad de Hilos.



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
Estructura	2	10684	5342	7.911	0.00198	**
Hilos	2	39119	19559	28.968	1.91e-07	***
Estructura:Hilos	4	9614	2403	3.560	0.01861	*
Residuals	27	18231	675			
---						
Signif. codes:	0	'***'	0.001	'**'	0.01	'*'
					0.05	'.'
						0.1
						' '
						1

- Los valores-p también muestran que los efectos de la estructura y la cantidad de hilos son significativos, así como la interacción entre estos.

Diseño factorial de dos factores

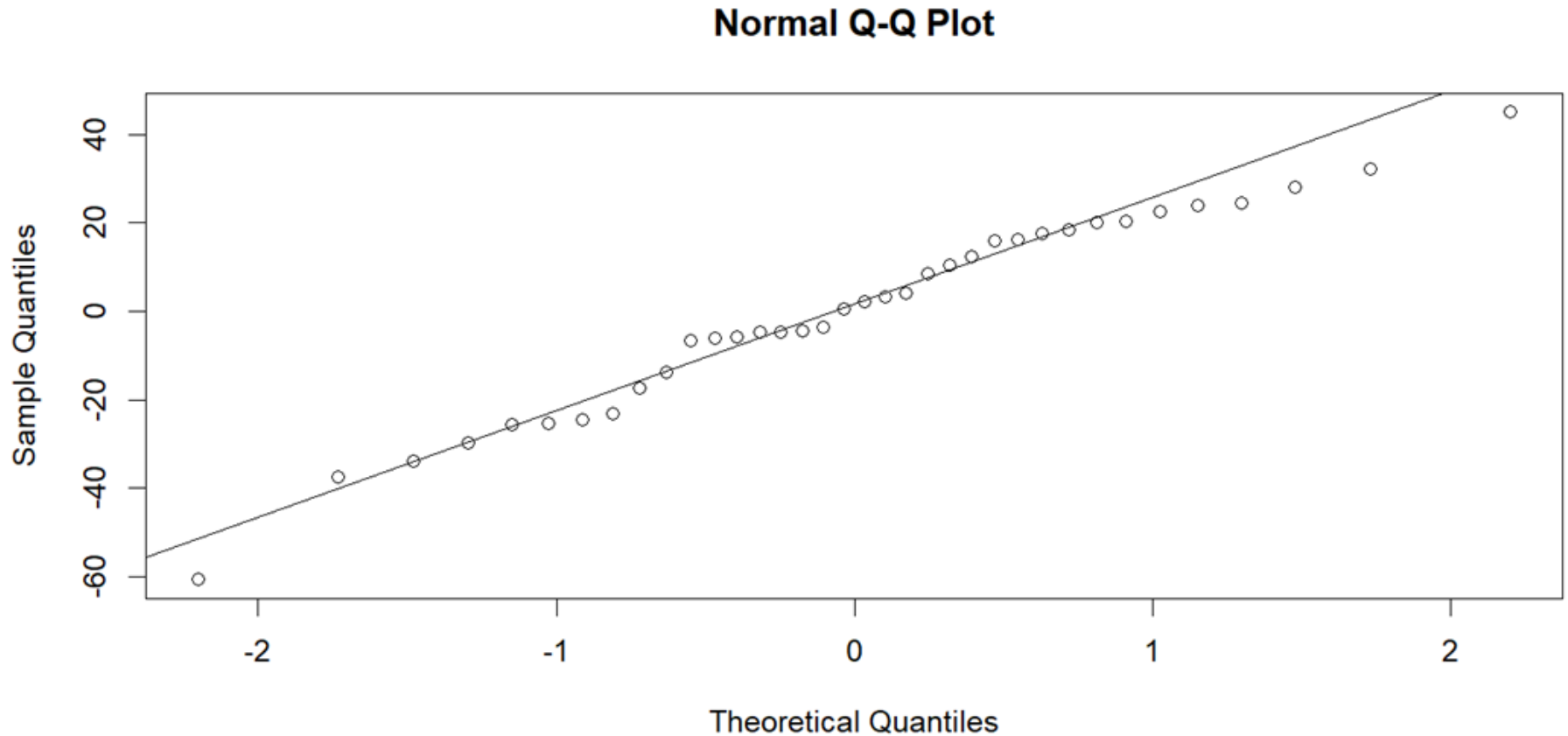
# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Debemos verificar los supuestos del ANOVA:
  - Normalidad
  - Homocedasticidad
  - Independencia
- Esto se debe realizar sobre los residuales.

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

Para normalidad  
podemos  
inicialmente ver  
el gráfico qq-plot:



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Ahora ejecutaremos el estadístico Shapiro-Wilks sobre los residuales:

```
> anova_orden <- aov(TiempoMS ~ Estructura * Hilos, data = ord)
> shapiro.test(anova_orden$residuals)
```

shapiro-wilk normality test

```
data:  anova_orden$residuals
W = 0.97606, p-value = 0.6117
```

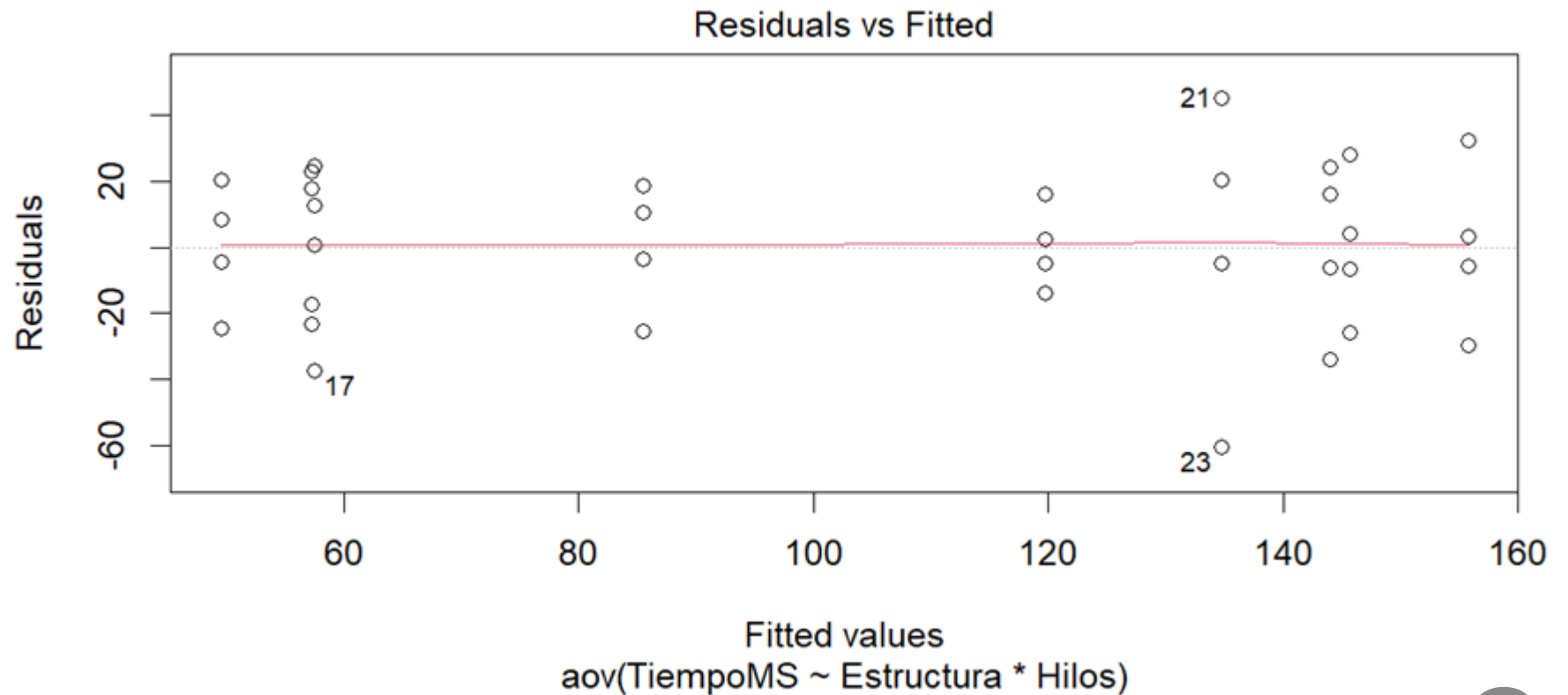
- Como el valor p es mayor que 0.05, no hay razones para rechazar la hipótesis nula de normalidad de los residuales.

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

Para la igualdad de varianzas podemos ver uno de los gráficos de residuales vrs valores ajustados, que se obtiene con:

```
plot(aov_orden)
```



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Ahora ejecutaremos un estadístico sobre los residuales, la prueba Levene:

```
> residuals_aov_orden <- resid(aov_orden)
> leveneTest(residuals_aov_orden ~ Estructura * Hilos, data = ord)
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
      Df F value Pr(>F)
group  8  0.7996 0.6081
      27
.
```

- Podemos suponer que las varianzas son homogéneas dado que el valor  $p = 0.6081$ , mayor que 0.05.



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Otra forma de ejecutar la prueba de Levene:

```
> leveneTest(TiempoMS ~ Estructura * Hilos, data = ord)
Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
      Df F value Pr(>F)
group  8  0.7996 0.6081
      27
```

- El resultado es el mismo: podemos suponer que las varianzas son homogéneas.

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Para usar la prueba de Bartlett, más robusta cuando hay normalidad, debemos crear una columna con la combinación de los factores, usando la función *interaction*:

```
ord$Group <- interaction(ord$Estructura, ord$Hilos, sep = " - ")
```

	▲	Observ	↕	Estructura	↕	Hilos	↕	TiempoMS	↕	Group	↕
1		1		Arbol		4		122		Arbol - 4	
2		2		Hash		4		40		Hash - 4	
3		3		Array		4		139		Array - 4	
4		4		Array		4		174		Array - 4	
5		5		Hash		4		34		Hash - 4	
6		6		Array		1		110		Array - 1	

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Ejecutamos la prueba de Bartlett, creando primero un vector con los residuales:

```
> residuals_aov_orden <- resid(aov_orden)
> bartlett.test(residuals_ord ~ Group, data = ord)
```

Bartlett test of homogeneity of variances

```
data: residuals_ord by Group
Bartlett's K-squared = 5.2354, df = 8, p-value = 0.7321
```

- El resultado es el mismo: podemos suponer que las varianzas son homogéneas.

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- También podemos ejecutar la prueba Fligner-Killeen:

```
> fligner.test(residuals_ord ~ Group, data = ord)
```

```
Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
```

```
data: residuals_ord by Group
```

```
Fligner-Killeen:med chi-squared = 5.5878, df = 8, p-value = 0.6933
```

- Podemos suponer que las varianzas son homogéneas.

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Bartlett si se cuenta con datos normales y se quiere mayor potencia.
- Levene si no es segura la normalidad o hay ligero incumplimiento a la normalidad.
- Fligner-Killeen si los datos son claramente no normales o incluso ordinales.

Diseño factorial de dos factores

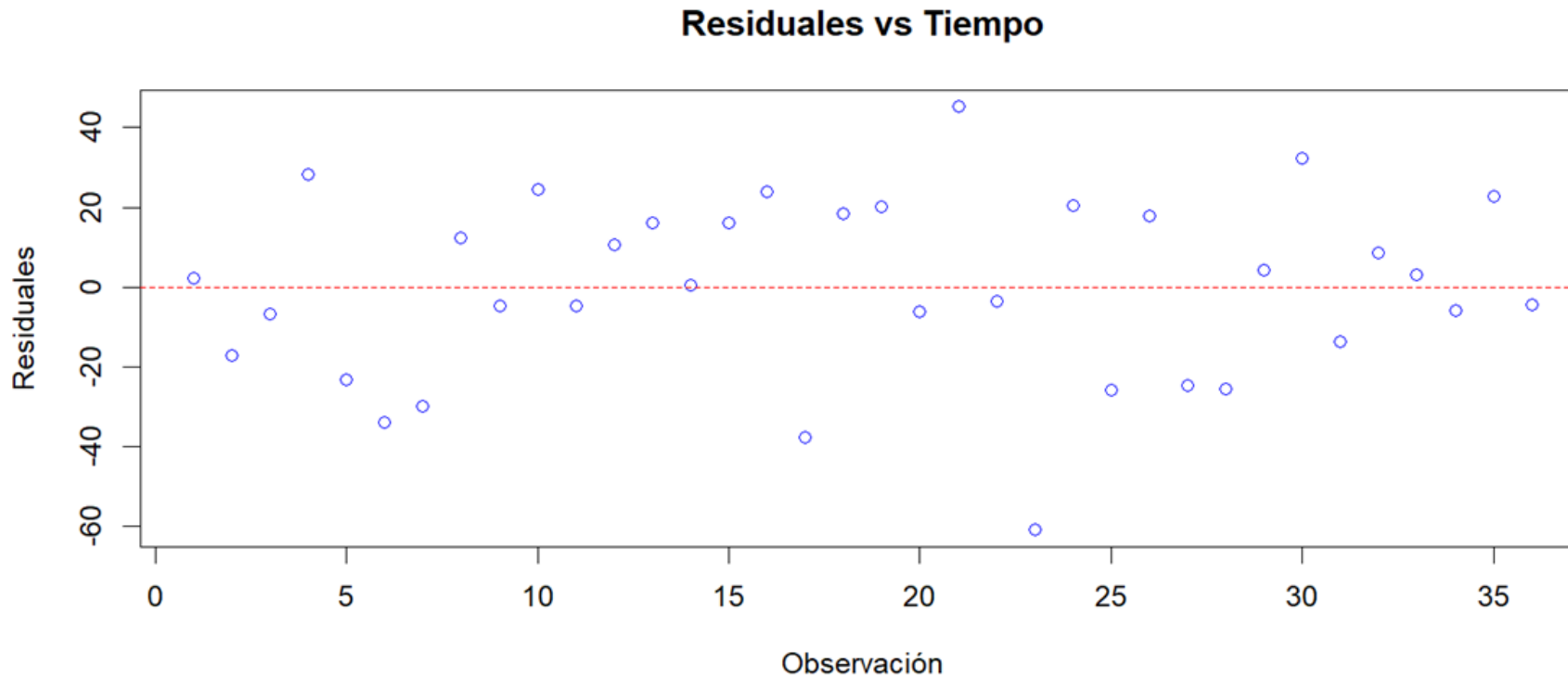
## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

Para la independencia podemos ver el gráfico de los residuales en el tiempo, es decir, en el orden que fueron tomados los resultados de acuerdo a la aleatorización del muestreo:

```
plot(ord$observ, anova_orden$residuals,  
     main = "Residuales vs Tiempo",  
     xlab = "Observación",  
     ylab = "Residuales",  
     pch = 1,          # Tipo de punto  
     col = "blue")    # Color de los puntos  
abline(h = 0, col = "red", lty = 2)
```

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías



No se aprecian patrones, por lo que podemos suponer independencia de las observaciones.

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Este gráfico de residuales vrs tiempo solo tiene sentido si la muestra fue tomada de forma aleatoria y el orden en que se tomaron las muestras se ve reflejado en el conjunto de datos (data frame).
- Dado el gráfico y el hecho de que la muestra fue completamente aleatorizada, podemos suponer independencia de residuales.



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Dado que los supuestos se cumplen, podemos utilizar los resultados del ANOVA:

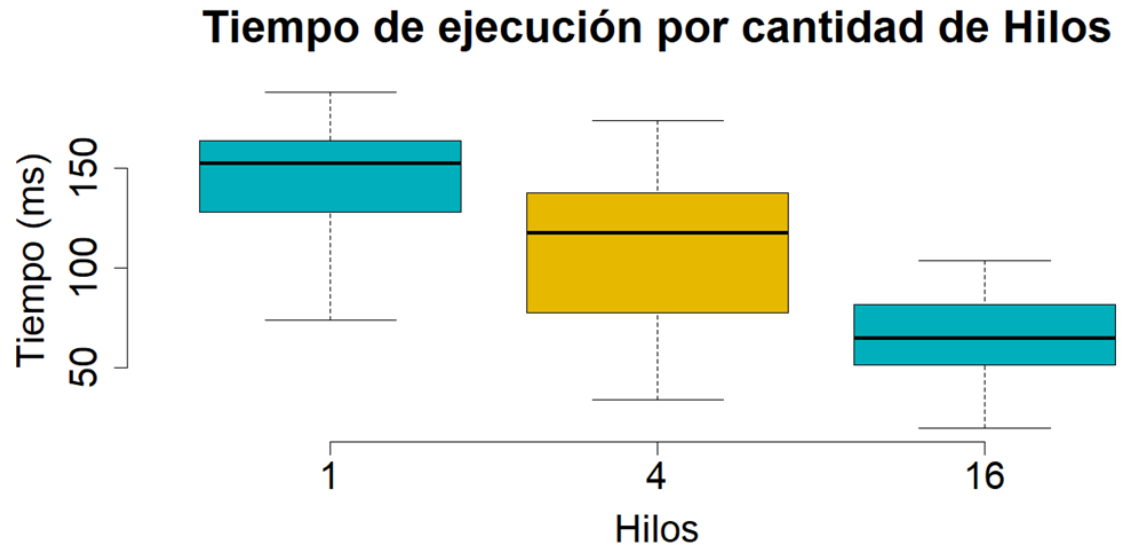
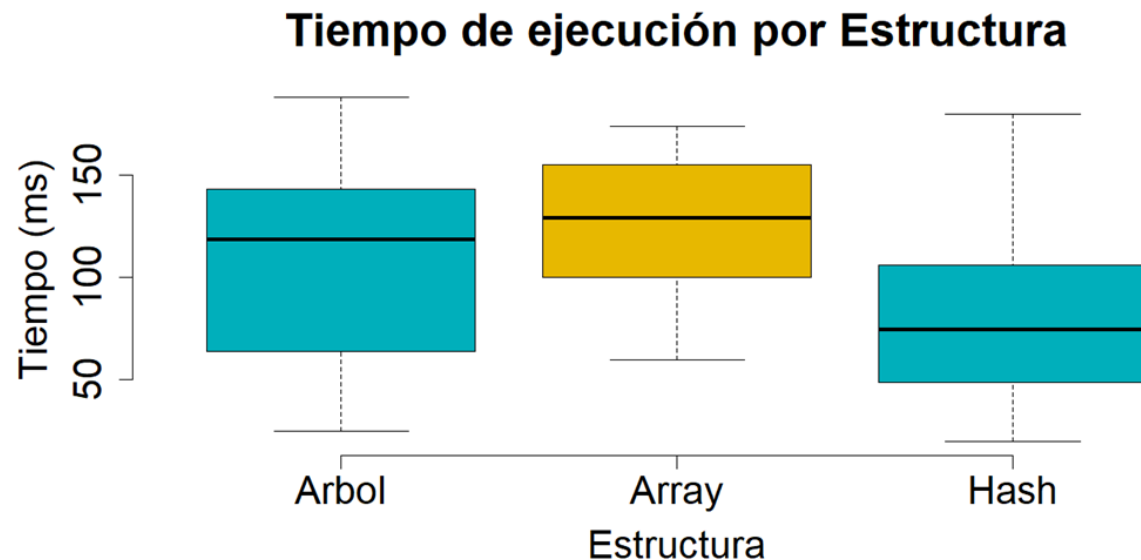
	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
Estructura	2	10684	5342	7.911	0.00198	**
Hilos	2	39119	19559	28.968	1.91e-07	***
Estructura:Hilos	4	9614	2403	3.560	0.01861	*
Residuals	27	18231	675			
---						
Signif. codes:	0	'***'	0.001	'**'	0.01	'*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

- Sí hay diferencias significativas tanto en la Estructura como en la cantidad de Hilos.

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Sí hay diferencias significativas en los factores.



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- El **tamaño del efecto** de un ANOVA ( $\eta^2$  ó eta al cuadrado) es el valor que permite medir cuanta varianza en la variable dependiente cuantitativa es resultado de la influencia de la variable cualitativa independiente, o lo que es lo mismo, cuanto afecta la variable independiente (factor) a la variable dependiente.
- Cuando **solo** tenemos **un factor**, se calcula dividiendo la suma de cuadrados del factor (SSFactor) entre la suma de cuadrados total (SSTotal):

$$\eta^2 = \frac{SS_{Factor}}{SS_{Total}}$$

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Cuando tenemos **varios factores**, se calcula dividiendo la suma de cuadrados del factor (SSFactor) entre la suma de cuadrados del factor más la suma de cuadrados del error (SSFactor + SSErrror):

$$\eta_p^2 = \frac{SSFactor}{SSFactor + SSErrror}$$

- Se le llama **eta al cuadrado parcial**, y mide la proporción de la varianza explicada por un factor considerando **solo** su impacto, **sin incluir** la variabilidad debida a otros factores o interacciones.

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- En R podemos usar la función `etaSquared` de la biblioteca `lsr`:

```
> library(lsr)
```

```
> etaSquared(aov_orden, anova = TRUE)
```

	eta.sq	eta.sq.part	SS	df	MS	F	p
Estructura	0.1375935	0.3694939	10683.722	2	5341.861	7.911372	1.976083e-03
Hilos	0.5038023	0.6821113	39118.722	2	19559.361	28.967692	1.908596e-07
Estructura:Hilos	0.1238139	0.3452663	9613.778	4	2403.444	3.559535	1.861117e-02
Residuals	0.2347902	NA	18230.750	27	675.213	NA	NA

- Se considera al `eta.sq.part` alrededor de 0.01 como un efecto pequeño, alrededor de 0.06 como mediano, y mayor a 0.14 como un efecto grande.
- En este caso los tres valores de eta al cuadrado parcial son grandes.

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
Estructura	2	10684	5342	7.911	0.00198	**
Hilos	2	39119	19559	28.968	1.91e-07	***
Estructura:Hilos	4	9614	2403	3.560	0.01861	*
Residuals	27	18231	675			
---						
Signif. codes:	0	'***'	0.001	'**'	0.01	'*'
					0.05	'.'
						0.1
						' '
						1

- También hay interacción significativa entre los dos factores.
- Es necesario ver entre qué grupos se da la diferencia.
- Los métodos de comparaciones múltiples, como la prueba Tukey, son útiles a este respecto.

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

```
> TukeyHSD(aov_orden)
```

```
Tukey multiple comparisons of means  
95% family-wise confidence level
```

```
Fit: aov(formula = TiempoMS ~ Estructura * Hilos, data = ord)
```

```
$Estructura
```

		diff	lwr	upr	p adj
Array-Arbol	16.75000	-9.552344	43.052344	0.2717815	
Hash-Arbol	-25.16667	-51.469011	1.135677	0.0627571	
Hash-Array	-41.91667	-68.219011	-15.614323	0.0014162	

```
$Hilos
```

		diff	lwr	upr	p adj
4-1	-37.25000	-63.55234	-10.94766	0.0043788	
16-1	-80.66667	-106.96901	-54.36432	0.0000001	
16-4	-43.41667	-69.71901	-17.11432	0.0009787	

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

\$`Estructura:Hilos`

	diff	lwr	upr	p adj
Array:1-Arbol:1	-11.75	-73.57318	50.073184	0.9991463
Hash:1-Arbol:1	-21.00	-82.82318	40.823184	0.9616404
Arbol:4-Arbol:1	-36.00	-97.82318	25.823184	0.5819453
Array:4-Arbol:1	-10.00	-71.82318	51.823184	0.9997369
Hash:4-Arbol:1	-98.50	-160.32318	-36.676816	0.0003449
Arbol:16-Arbol:1	-106.25	-168.07318	-44.426816	0.0001152
Array:16-Arbol:1	-70.25	-132.07318	-8.426816	0.0172076
Hash:16-Arbol:1	-98.25	-160.07318	-36.426816	0.0003574
Hash:1-Array:1	-9.25	-71.07318	52.573184	0.9998527
Arbol:4-Array:1	-24.25	-86.07318	37.573184	0.9165175
Array:4-Array:1	1.75	-60.07318	63.573184	1.0000000
Hash:4-Array:1	-86.75	-148.57318	-24.926816	0.0018119

... un total de 36 filas



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- También se puede analizar estas comparaciones visualmente:

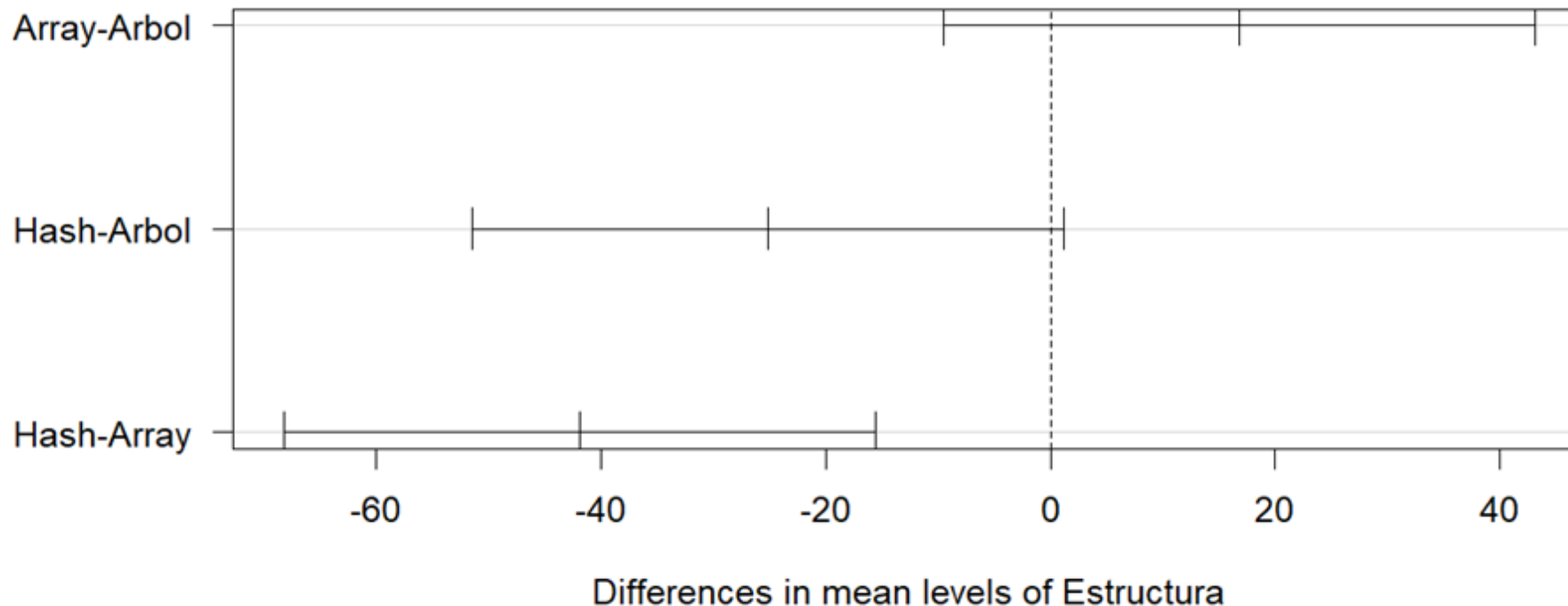
```
tukey_result <- TukeyHSD(aov_orden)  
plot(tukey_result, las = 1)
```

- Se generan tres gráficos:

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

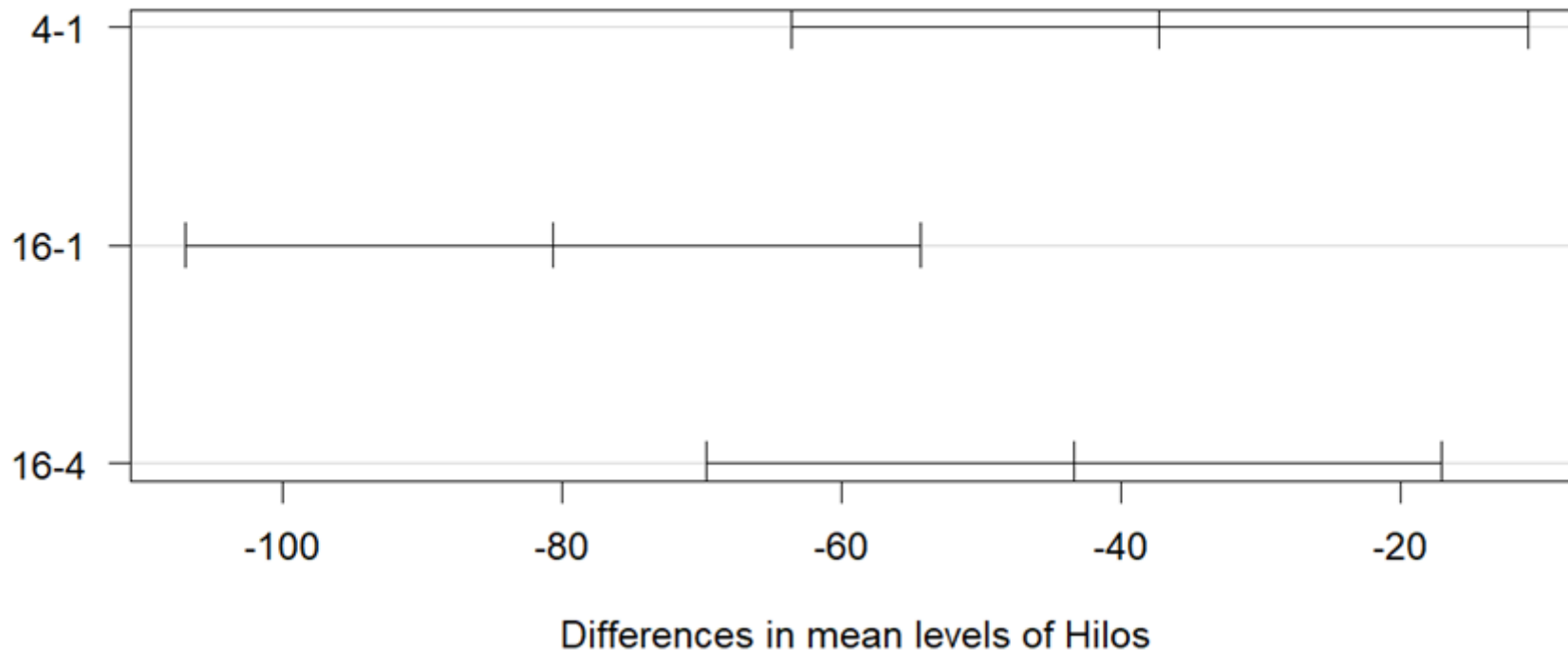
95% family-wise confidence level



Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

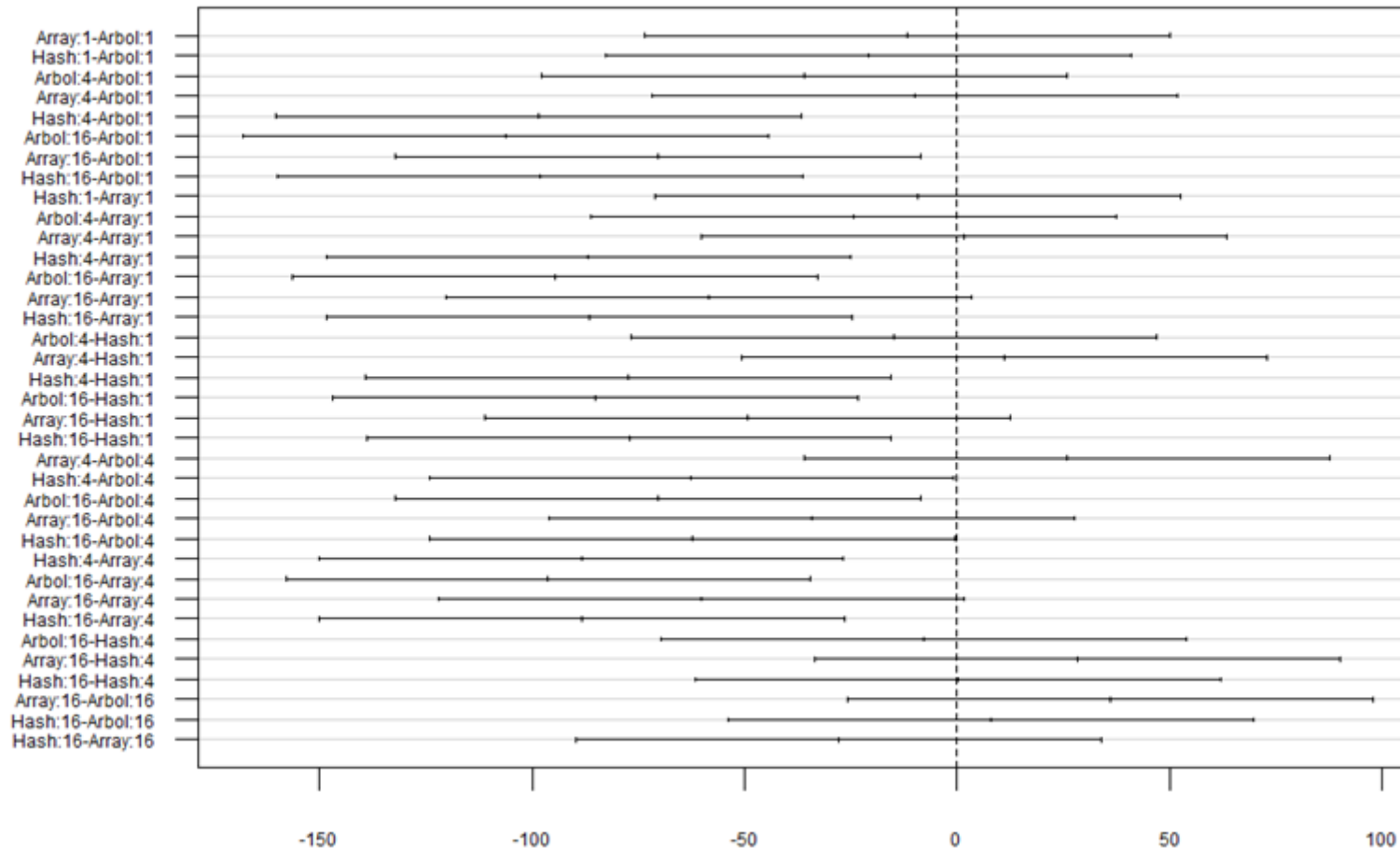
95% family-wise confidence level



Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

95% family-wise confidence level



Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- También se puede revisar solo las comparaciones con valor  $p < 0.05$ :

```
tukey_result <- TukeyHSD(aov_orden)

# Convertir el resultado a un data frame
tukey_df <- as.data.frame(tukey_result$`Estructura:Hilos`)

# Filtrar para obtener solo las comparaciones con valores  $p < 0.05$ 
filtered_tukey_df <- tukey_df[tukey_df$`p adj` < 0.05, ]

# Mostrar el resultado filtrando solo los  $p < 0.05$ 
print(filtered_tukey_df)
```

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

	diff	lwr	upr	p adj
Hash:4-Arbol:1	-98.50	-160.3232	-36.676816	0.0003449173
Arbol:16-Arbol:1	-106.25	-168.0732	-44.426816	0.0001151507
Array:16-Arbol:1	-70.25	-132.0732	-8.426816	0.0172076171
Hash:16-Arbol:1	-98.25	-160.0732	-36.426816	0.0003573540
Hash:4-Array:1	-86.75	-148.5732	-24.926816	0.0018118976
Arbol:16-Array:1	-94.50	-156.3232	-32.676816	0.0006077696
Hash:16-Array:1	-86.50	-148.3232	-24.676816	0.0018764896
Hash:4-Hash:1	-77.50	-139.3232	-15.676816	0.0065212148
Arbol:16-Hash:1	-85.25	-147.0732	-23.426816	0.0022350689
Hash:16-Hash:1	-77.25	-139.0732	-15.426816	0.0067471137
Hash:4-Arbol:4	-62.50	-124.3232	-0.676816	0.0460387808
Arbol:16-Arbol:4	-70.25	-132.0732	-8.426816	0.0172076171
Hash:16-Arbol:4	-62.25	-124.0732	-0.426816	0.0474674659
Hash:4-Array:4	-88.50	-150.3232	-26.676816	0.0014172574
Arbol:16-Array:4	-96.25	-158.0732	-34.426816	0.0004743996
Hash:16-Array:4	-88.25	-150.0732	-26.426816	0.0014679433

Diseño factorial de dos factores

## Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

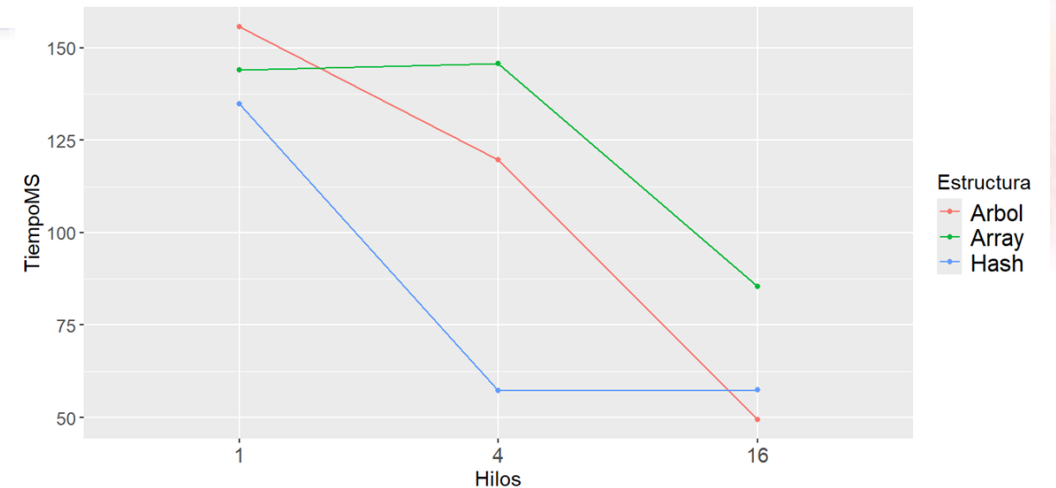
- Cuando la interacción es significativa, las comparaciones entre las medias de uno de los factores (por ejemplo A) pueden ser nubladas por la interacción AB.
- Una forma de abordar esta cuestión consiste en fijar el factor B en un nivel específico y revisar la prueba de Tukey del factor A con ese nivel B.
- En el ejemplo, supongamos que el interés es detectar las diferencias entre las medias de los tres tipos de Estructura.
- Puesto que la interacción es significativa, esta comparación se hace con un solo nivel de la cantidad de hilos, por ejemplo el segundo nivel (4 hilos).

Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- De la prueba Tukey obtenemos:

	diff	lwr	upr	p adj
Array:4-Arbol:4	26.00	-35.82318	87.823184	0.8822881
Hash:4-Arbol:4	-62.50	-124.32318	-0.676816	0.0460388
Hash:4-Array:4	-88.50	-150.32318	-26.676816	0.0014173



- Este análisis indica que, con el nivel de 4 hilos, el tiempo de respuesta es el mismo para las estructuras Array y Árbol, y que el tiempo de Hash es significativamente menor (comparado con Array y Árbol).

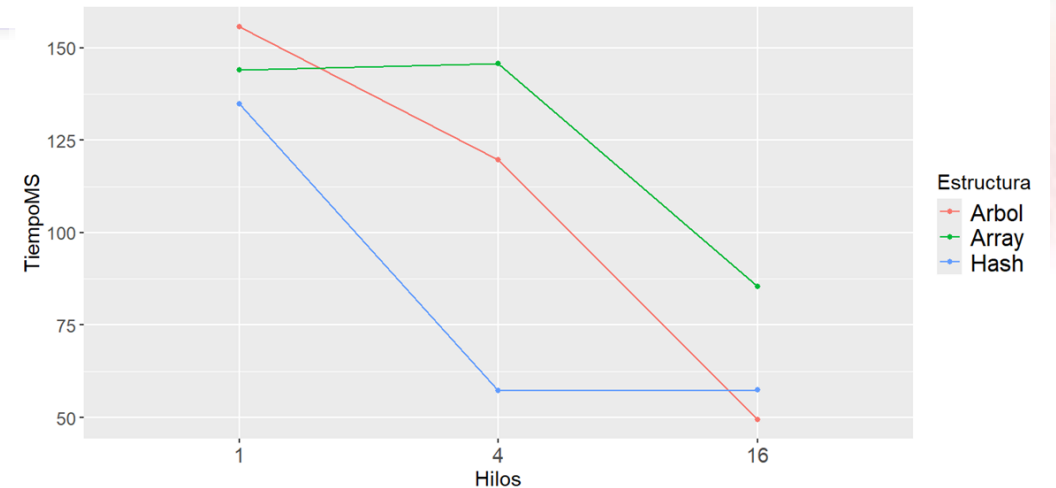


Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- Si vemos los resultados de la prueba Tukey para 16 hilos:

	diff	lwr	upr	p adj
Array:16-Arbol:16	36.00	-25.82318	97.823184	0.5819453
Hash:16-Arbol:16	8.00	-53.82318	69.823184	0.9999508
Hash:16-Array:16	-28.00	-89.82318	33.823184	0.8347331



- Se puede observar que los tiempos promedio no presentan diferencias significativas para ninguna de las tres estructuras.

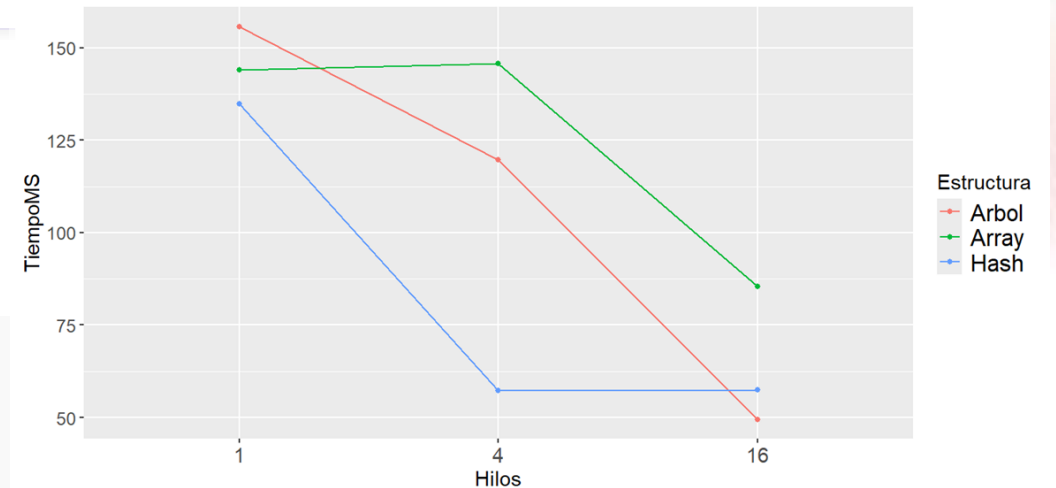
Diseño factorial de dos factores

# Ejemplo de análisis de varianza de dos vías

- De forma equivalente se puede fijar el nivel de la estructura y ver las variaciones en la cantidad de hilos:

	diff	lwr	upr	p adj
Arbol:4-Arbol:1	-36.00	-97.82318	25.823184	0.5819453
Arbol:16-Arbol:1	-106.25	-168.07318	-44.426816	0.0001152
Arbol:16-Arbol:4	-70.25	-132.07318	-8.426816	0.0172076

- Se puede observar que con la estructura Árbol, el tiempo promedio es el mismo para 1 y 4 hilos, y que el tiempo promedio para 16 hilos es significativamente menor (comparado con 1 y 4 hilos).



# Referencias

Montgomery, D.C. (2013).  
Design of Experiments.  
John Wiley & sons.

