

ESTIMACIÓN DE LA TEMPERATURA DE REFERENCIA POR MÉTODOS ESTADÍSTICOS NO PARAMÉTRICOS

GABRIEL RAMÍREZ DIAZ^b; MATÍAS CHAPELA^{a, c}; JAVIER HENRÍQUEZ^a; ALEJANDRO DI BERNARDI^a

^aGrupo de Transporte Aéreo - UIDET GTA-GIAI, Departamento de Aeronáutica, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de La Plata. Calle 116 e/ 47 y 48, 1900 La Plata, Pcia. de Buenos Aires, Argentina

^bCONICET (Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas)

^cEmpresa Argentina de Navegación Aérea - EANA S.E., Av. Rivadavia 578, C1002AAQ CABA, Argentina

Email: ramirezdiaz.gabriel@gmail.com

RESUMEN

En la planificación y diseño de un aeropuerto, una de las infraestructuras de mayor importancia resulta ser la pista, y dentro de las cuestiones a contemplar para garantizar la operación segura, eficiente y regular de una aeronave existen diversos factores que repercuten directamente en el cálculo final de longitud y orientación de la misma. Estos factores resultan ser los obstáculos existentes en el entorno inmediato, los vientos reinantes en el área de emplazamiento, la temperatura de referencia, la altitud y la pendiente del aeródromo, entre otros.

En el caso particular de la temperatura de referencia, en ocasiones los datos disponibles son insuficientes para efectuar su cálculo empleando la metodología propuesta en la reglamentación oficial. Atento a esta problemática, en el presente trabajo se desarrolló una metodología alternativa basada en el método estadístico de simulación por Bootstrap. Para ello se recabó la información meteorológica histórica de dos aeropuertos, tomados como testigos, del sistema nacional aeroportuario argentino (SNA) y se realizó una comparación entre los resultados obtenidos por el método que se establece en la normativa y los que resultaron de la metodología propuesta.

ABSTRACT

In the planning and design of an airport, one of the most important infrastructures appears to be the runway, and in order to ensure the safety, efficiency and regularity of an aircraft operation there are several factors that directly affect the final calculation of the length and orientation of said runway. These factors include the obstacles in the immediate environment, the prevailing winds in the area, the reference temperature, the altitude, and the slope of the aerodrome, among others.

In the particular case of the reference temperature, sometimes the available data are insufficient to carry out its calculation using the methodology proposed in the official regulations. In the present paper, an alternative methodology was developed based on the statistical method of simulation called Bootstrap. For this purpose, historical meteorological information was collected from two airports, taken as witnesses, of the Argentine national airport system (SNA) and a comparison was made between the results obtained by the method established in the regulations and those that resulted from the proposed methodology.

Palabras clave: Aeropuerto, Pistas, Temperatura, Metodología, Bootstrap.

INTRODUCCIÓN

En las Regulaciones Argentinas de Aviación Civil (RAAC) Parte 154, Diseño de Aeródromos secc. 154.107. [1] establece lo siguiente:

Para cada aeródromo se determinará la temperatura de referencia en grados Celsius y se notificará a la autoridad de los servicios de información aeronáutica.

La temperatura de referencia del aeródromo deberá ser la media mensual de las temperaturas máximas diarias correspondiente al mes más caluroso del año (siendo el mes más caluroso aquél que tiene la temperatura media mensual más alta). Esta temperatura deberá ser el promedio de observaciones efectuadas durante varios años.

Esta disposición obliga a contar con registros históricos de temperatura del predio aeroportuario, dicha situación no siempre es factible, principalmente en zonas remotas donde no se cuenta con instalaciones adecuadas para la medición de parámetros meteorológicos. Es por ello que resulta de gran utilidad contar con una herramienta que permita la estimación de la temperatura de referencia por medio de métodos alternativos, en este contexto se propone el uso de herramientas estadísticas, particularmente la técnica de Bootstrap [2].

El bootstrap es una técnica de estimación estadística empleada tanto en la estadística paramétrica como en la no paramétrica, en aquellos casos en que los que se conoce que la muestra proviene de una distribución normal es posible emplear el bootstrap paramétrico con el objetivo de estimar la media poblacional y/o la desviación estándar, por otra parte; en aquellos casos en que no se conoce el tipo de distribución o esta no responde a una distribución normal, se emplea el bootstrap no paramétrico a fin de estimar intervalos de confianza a partir del re-muestreo de datos [3]. El uso de la técnica de re-muestreo se ha incrementado en los últimos años a raíz del aumento en la potencia de los ordenadores los cuales permiten el uso de la simulación., a fin de facilitar la obtención de muestras sucesivas (denominados datos simulados o sintéticos) a partir de una muestra inicial. El objeto del presente estudio, fue la aplicación de la técnica de bootstrap para determinar de forma preliminar un intervalo de confianza para la temperatura de referencia, haciendo uso de unas pocas observaciones reales.

Para ello el estudio se dividió en cinco etapas:

- Etapa 1: Recolección de datos.
- Etapa 2: Calculo de la temperatura de referencia usando el método tradicional.
- Etapa 3: Desarrollo del método estadístico.
- Etapa 4: Comparación de resultados.
- Etapa 5: Conclusiones sobre el método.

METODOLOGÍA

El desarrollo del presente estudio requirió del uso de registros históricos de temperaturas los cuales se obtuvieron de la base de datos del Servicio Meteorológico Nacional Argentino (SMN). Los registros empleados corresponden a los aeropuertos:

- Aeropuerto de Villa Reynolds (VME).
- Aeropuerto de Rio Cuarto (RCU).

Seleccionados aleatoriamente a partir del grupo de aeropuertos que forman parte del SNA, en ambos casos los datos de temperatura empleados corresponden al periodo 2006-2017, los registros de temperatura se

dividieron en dos grupos: el grupo 1 correspondiente al periodo 2006-2015 se empleó para determinar la temperatura de referencia a través del método tradicional, en tanto que el grupo 2, conformado por los registros 2016 y 2017 fueron utilizados para el desarrollo del método estadístico propuesto.

El desarrollo del modelo y conclusión sobre el mismo respondió al siguiente diagrama de flujo:

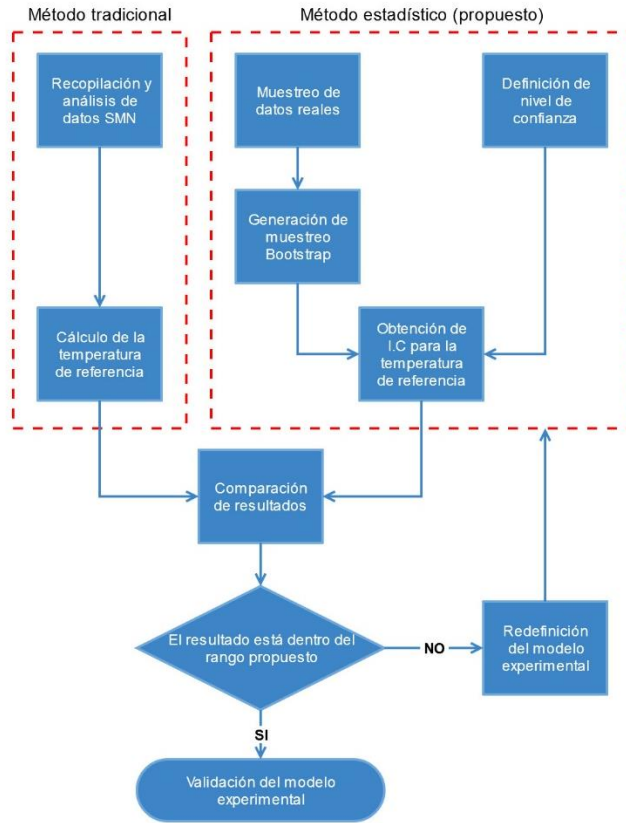


Figura 1. Metodología.

Por otra parte, cabe mencionar que el software de estadística utilizado en el desarrollo del presente trabajo fue el R: The R Project for Statistical Computing [4].

Cálculo de la temperatura de referencia: método tradicional

Como se indicó anteriormente, la temperatura de referencia del aeródromo es la media mensual de las temperaturas máximas diarias correspondiente al mes más caluroso del año (siendo este aquél que tiene la temperatura media mensual más alta). Esta temperatura es el promedio de observaciones efectuadas durante varios años.

En base a lo anterior, el primer paso consiste en determinar el mes más caluroso, para ello se procesan los registros de temperatura a fin de determinar el mes que posee la temperatura media más alta, los resultados

de este procesamiento se presentan para Villa Reynolds y Rio Cuarto en la figura 2 y figura 3 respectivamente, donde se observa que para ambos aeropuertos el mes más caluroso corresponde a enero.

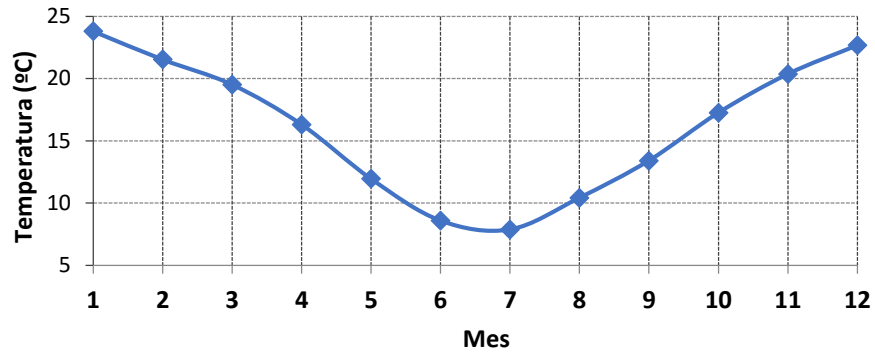


Figura 2. Temperaturas medias mensuales de Villa Reynolds (VME).

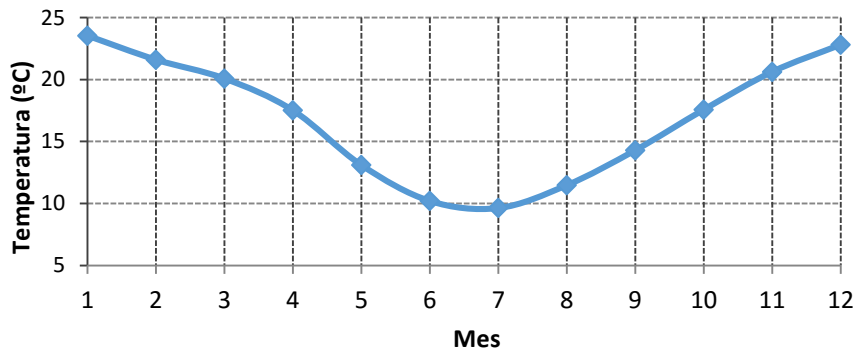


Figura 3. Temperaturas medias mensuales de Rio Cuarto (RCU).

El segundo paso en la aplicación del método tradicional, consiste en determinar la temperatura media mensual del mes más caluroso, en la siguiente tabla se presentan las medias mensuales de las temperaturas máximas para el período de 2006 – 2015. Vale mencionar que las medias mensuales se obtienen promediando las temperaturas máximas diarias que se registraron.

Año	VME	RCU
2006	32.81	30.62
2007	29.97	27.35
2008	30.08	28.72
2009	30.22	28.34
2010	32.70	31.15
2011	32.38	30.13
2012	34.60	32.33
2013	31.58	30.00
2014	33.43	30.42
2015	31.38	30.35
Media	31.92	29.94
Desviación estándar	1.55	1.45
Mínimo	29.97	27.35
Máximo	34.60	32.33
Rango	4.63	4.98

Tabla 1. Medias mensuales de las temperaturas máximas (°C) en el período 2006 – 2015.

El tercer paso consiste en determinar la temperatura de referencia, la cual surge como un promedio de las temperaturas medias mensuales de varios años, de esta manera se obtiene al considerar el periodo 2006-2015, los siguientes resultados:

- Temperatura de referencia Villa Reynolds: 31,92 °C.
- Temperatura de referencia Rio Cuarto: 29,94 °C.

Cálculo de la temperatura de referencia: método estadístico no paramétrico

En la presente sección se muestra el desarrollo del método estadístico a través de su aplicación directamente sobre los dos aeropuertos estudiados.

Con el objetivo de simplificar la exposición del método, se asume que el mes más caluroso es conocido; esta simplificación se consideró válida ya que el objetivo del presente trabajo radica en evidenciar el potencial de la herramienta entorno a la posibilidad de independizar el cálculo del volumen de registros y años medidos, por otra parte; vale la pena mencionar que en el caso de ser necesario estimar la temperatura media de todos los meses, es posible emplear la técnica de re-muestreo a cada mes en forma separada.

El modelo desarrollado se aplicó a cuatro variables, a fin de apreciar la variación de las estimaciones al analizar otros escenarios espaciales (aeropuertos distintos) y temporales (mismo aeropuerto, distinto año), a fin de apreciar posibles cambios en la incertidumbre de las estimaciones. Las variables estudiadas fueron:

$x_1 = \text{temperatura máxima diaria del aeropuerto RCU en el mes de enero del 2017}$

$x_2 = \text{temperatura máxima diaria del aeropuerto RCU en el mes de enero del 2016}$

$x_3 = \text{temperatura máxima diaria del aeropuerto VME en el mes de enero del 2017}$

$x_4 = \text{temperatura máxima diaria del aeropuerto VME en el mes de enero del 2016}$

Las variables x_i se construyeron a partir del muestreo de n datos (obtenidos de las bases del SMN) de las temperaturas máximas diarias correspondientes al mes de enero del aeropuerto y año indicado, a partir de esta muestra (muestra original), se aplicó la técnica de re-muestreo por bootstrap.

La técnica de bootstrap indica que dada una muestra aleatoria X_1, \dots, X_n de una población con media μ y para un nivel de confianza aproximado de $100 \cdot (1-\alpha)\%$, es posible definir un intervalo de confianza siguiendo los pasos indicados a continuación [5]:

- 1) Extraer un gran número m_t ($m_t \geq 1000$) de muestras bootstrap de tamaño n con reemplazo de X_1, \dots, X_n .
- 2) Calcular la media de cada muestra de estimación bootstrap. Las medias de estimación bootstrap se denotan por $\bar{X}_1^*, \dots, \bar{X}_n^*$.
- 3) Calcular los percentiles $100 \cdot \alpha/2$ y $100(1-\alpha/2)$ de las medias de estimación. Estos valores se denotan por $\bar{X}_{\alpha/2}^*$ y $\bar{X}_{1-\alpha/2}^*$ respectivamente.
- 4) Calcular los intervalos de confianza por uno de los dos métodos.:
 - Método 1: $(\bar{X}_{\alpha/2}^*, \bar{X}_{1-\alpha/2}^*)$
 - Método 2: $(2\bar{X} - \bar{X}_{1-\alpha/2}^*, 2\bar{X} - \bar{X}_{\alpha/2}^*)$

Donde \bar{X} es media de la muestra original.

El cálculo del intervalo de confianza puede ser efectuado mediante cualquiera de los dos métodos simples previamente nombrados, cabe destacar que existen métodos más sofisticados los cuales se recomiendan para casos en que las muestras son muy sesgadas, continuando con los métodos simples tal como lo indica [5] se presentan ciertas controversias en la elección de uno por sobre el otro, debido a la influencia que tiene sobre ellos el incumplimiento de los supuestos.

Los parámetros considerados en la aplicación de la técnica pueden asumir infinitos valores, para realizar el estudio fue necesario fijar gran parte de los mismos en función de lineamientos generales y las características particulares del fenómeno analizado, atento a esto, la técnica de bootstrap se aplicó empleando un re-muestreo fijo con remplazo para todos los casos analizados (cabe aclarar que para otros fenómenos resulta apropiado su aplicación sin remplazo). Por lo tanto, las variables susceptibles de modificación fueron el tamaño de la muestra n y el nivel de confianza.

Es claro que lo ideal sería obtener el mayor nivel de confianza con el menor tamaño de n posible; no obstante, la solución técnicamente aceptable puede encontrarse en una solución de compromiso. De este modo, los distintos intervalos de confianza pueden proveer un lineamiento para definir posteriormente (en un caso de estudio) qué nivel de confianza se desea, y qué tamaño de muestra será necesario para su obtención.

- El tamaño de re-muestreo se fijó en $m = 1000$, en base a lineamientos generales.
- Los intervalos de confianza empleados para cada tamaño de muestra fueron al 90% y 99%, en base a lineamientos generales.
- Para el tamaño de la muestra se emplearon $n = 5, 10, 15$ y 20 en base a las características particulares del fenómeno analizado.

Antes de aplicar la técnica de bootstrap específicamente, se efectuó un análisis de los datos a fin de identificar su comportamiento, para ello, se obtuvieron los gráficos de normalidad de cada una de las variables aleatorias x_i .

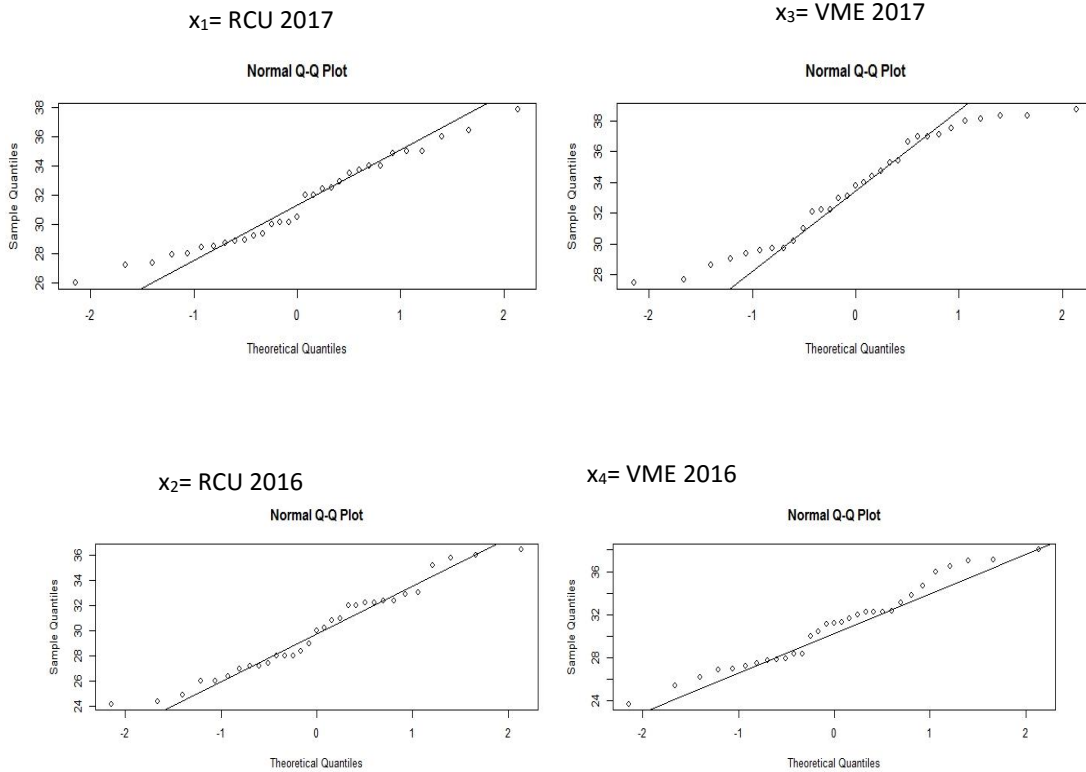


Figura 4. Gráficas de normalidad

Las tendencias observadas en los gráficos de normalidad indican que el conjunto de datos no proviene de una variable con distribución normal, esta característica se infiere a partir de la distorsión presente, principalmente, en las colas de los diagramas. Es por ello que indefectiblemente será necesario incurrir a métodos de estimación no paramétricos.

El siguiente paso consistió en el cálculo de los intervalos correspondientes para cada caso. Cada caso corresponde a una combinación de tamaño de muestra n y nivel de confianza propuesto, por otra parte; cada uno de los casos incluyó la estimación del intervalo de confianza tanto por el método 1 como por el método 2.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados para todos los casos posible se presentan en la tabla a continuación, por otro lado, para mayor claridad de los mismos se adjunta la representación gráfica de los intervalos; en cada figura se presentan los intervalos de confianza para cada una de las 4 variables, agrupándolas según el caso presentado y utilizando los 2 métodos descriptos con anterioridad.

Caso		1		2		3		4	
Bootstrap con remplazo	n	5				10			
	1- α	0.90		0.99		0.90		0.99	
IC Método 1	RCU 17	27.9	30.8	29.5	34.6	30.4	32.7	28.2	33.1
	RCU 16	28.6	33.8	25.0	36.2	27.7	31.4	26.7	30.6
	VME 17	31.2	36.3	29.0	37.4	31.3	34.5	30.5	35.9
	VME 16	29.0	31.8	29.2	37.0	30.1	34.0	27.7	33.3
IC Método 2	RCU 17	27.9	30.8	29.6	34.7	30.5	32.8	28.5	33.4
	RCU 16	28.6	33.8	24.9	36.0	27.8	31.4	26.6	30.5
	VME 17	31.6	36.6	30.5	38.9	31.1	34.3	30.4	35.8
	VME 16	29.0	31.9	29.0	36.9	30.0	33.9	27.9	33.5
Media Muestral	RCU 17	29.4		32.1		31.6		30.8	
	RCU 16	31.2		30.5		29.6		28.6	
	VME 17	33.9		33.9		32.8		33.2	
	VME 16	30.4		33.0		32.0		30.6	

Tabla 2. Intervalos de confianza y medias muestrales casos 1 a 4 empleando bootstrap.

Caso		5		6		7		8	
Bootstrap con remplazo	n	15				20			
	1- α	0.90		0.99		0.90		0.99	
IC Método 1	RCU 17	29.9	32.5	29.1	33.0	29.9	32.5	29.1	33.0
	RCU 16	28.2	31.1	26.7	30.7	28.2	31.1	26.7	30.7
	VME 17	31.4	34.3	31.5	35.6	31.4	34.3	31.5	35.6
	VME 16	28.5	31.4	29.7	33.7	28.5	31.4	29.7	33.7
IC Método 2	RCU 17	29.8	32.4	28.9	32.8	29.8	32.4	28.9	32.8
	RCU 16	28.1	31.0	26.7	30.7	28.1	31.0	26.7	30.7
	VME 17	31.4	34.4	31.6	35.8	31.4	34.4	31.6	35.8
	VME 16	28.6	31.4	29.6	33.6	28.6	31.4	29.6	33.6
Media Muestral	RCU 17	31.1		30.9		30.6		31.5	
	RCU 16	29.6		28.7		30.0		30.0	
	VME 17	32.9		33.6		33.3		34.8	
	VME 16	30.0		31.6		30.2		30.2	

Tabla 3. Intervalos de confianza y medias muestrales casos 5 a 8 empleando bootstrap.

Caso		1	2	3	4	5	6	7	8
Método 1	RCU 17	2.9	5.1	2.3	4.9	2.6	3.9	2.3	3.5
	RCU 16	5.2	11.2	3.7	3.9	2.9	4.0	2.6	3.6
	VME 17	5.1	8.4	3.2	5.4	2.9	4.1	2.8	3.4
	VME 16	2.8	7.8	3.9	5.6	2.9	4.0	2.5	3.8
Método 2	RCU 17	2.9	5.1	2.3	4.9	2.6	3.9	2.4	3.5
	RCU 16	5.2	11.1	3.6	3.9	2.9	4.0	2.5	3.6
	VME 17	5.0	8.4	3.2	5.4	3.0	4.2	2.7	3.4
	VME 16	2.9	7.9	3.9	5.6	2.8	4.0	2.5	3.8

Tabla 4. Ancho de intervalos de confianza casos 1 a 8.

En las figuras 5 a 12 se presentan gráficamente los intervalos de confianza para cada uno de los 8 casos, las figuras de la izquierda corresponden al método 1, mientras que las figuras de la derecha corresponden al método 2, por otra parte, los intervalos indicados de abajo hacia arriba corresponde a x_1 (RCU 17), x_2 (RCU 16), x_3 (VME 17) y x_4 (VME 16) respectivamente.

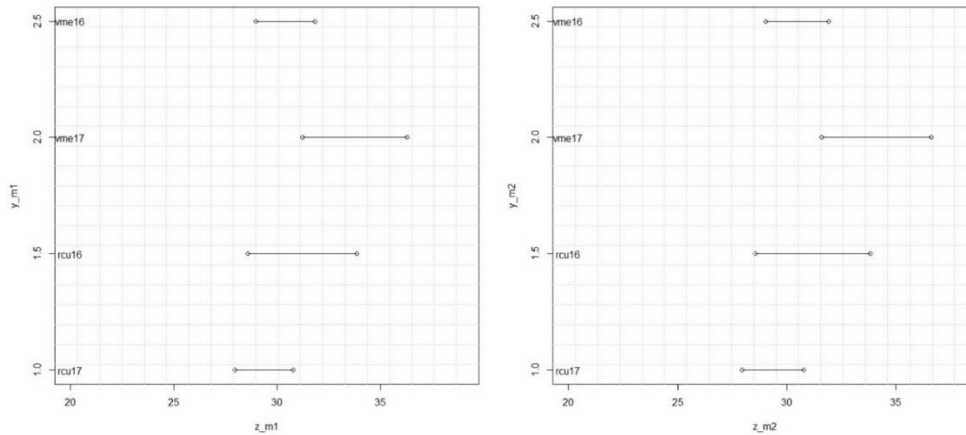


Figura 5. Caso 1: Intervalos de confianza al 90%, con n=5.

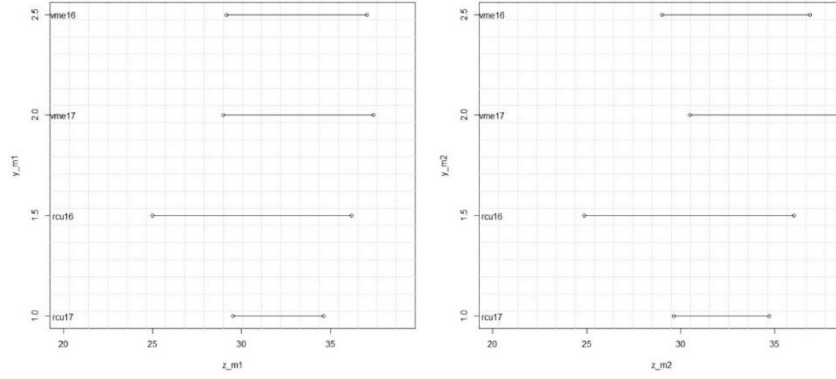


Figura 6. Caso 2: Intervalos de confianza al 99%, con $n=5$.

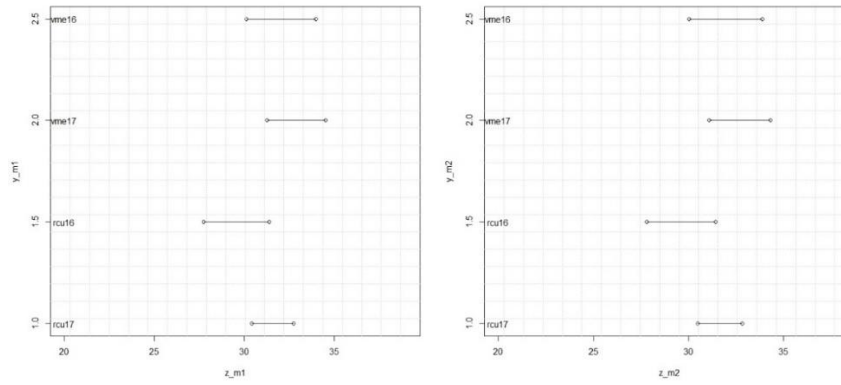


Figura 7. Caso 3: Intervalos de confianza al 90%, con $n=10$.

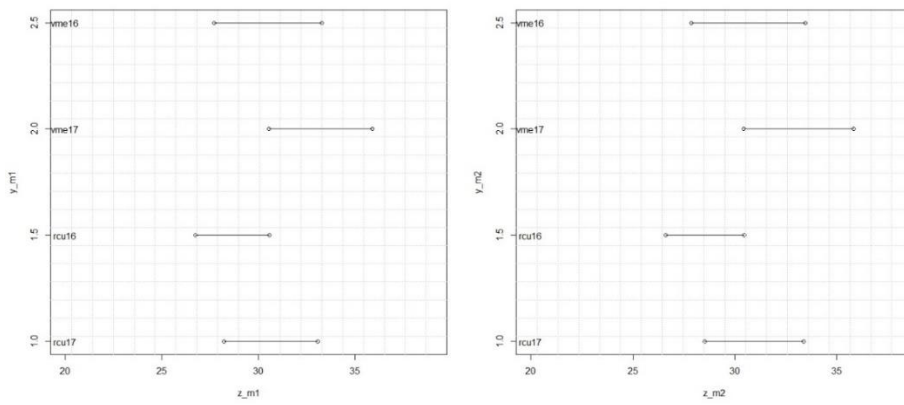


Figura 8. Caso 4: Intervalos de confianza al 99%, con $n=10$.

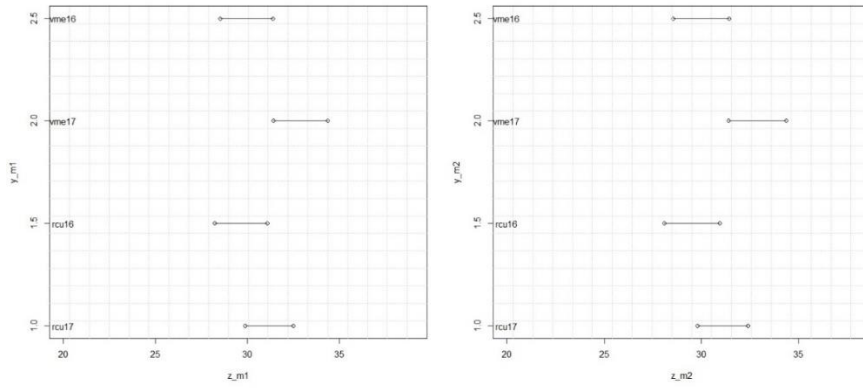


Figura 9. Caso 5: Intervalos de confianza al 90%, con n=15.

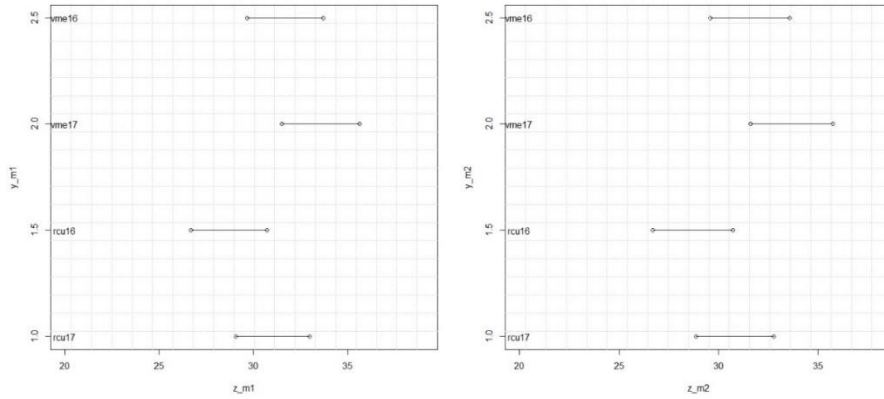


Figura 10. Caso 6: Intervalos de confianza al 99%, con n=15.

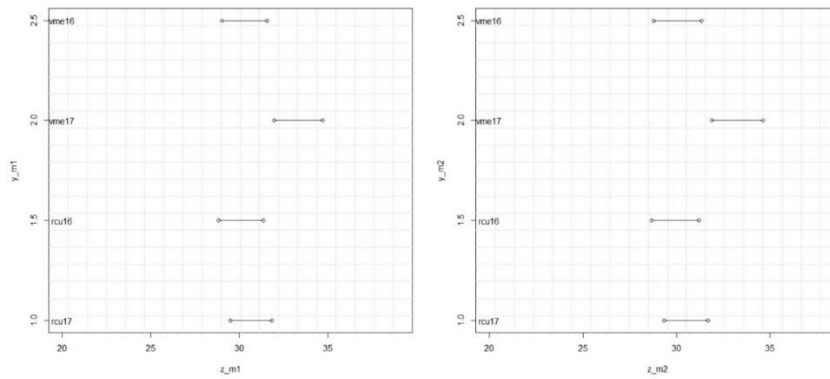


Figura 11. Caso 7: Intervalos de confianza al 90%, con n=20.

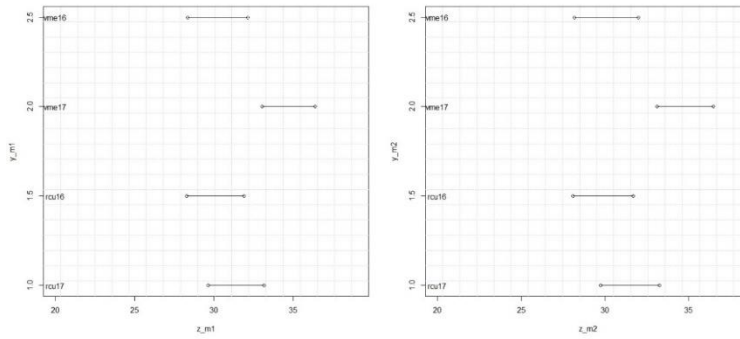


Figura 12. Caso 8: Intervalos de confianza al 99%, con n=20.

Con la finalidad de evaluar la confiabilidad de los resultados obtenidos, se procedió a realizar un cálculo simplificado de la efectividad del método para todos los escenarios posibles. Para ello, se determinó el porcentaje de ocasiones en donde la temperatura de referencia obtenida mediante el método tradicional, estuvo contenida dentro del intervalo de confianza.

Escenario analizado	Efectividad (%)
Caso 1	75.00
Caso 2	100.00
Caso 3	75.00
Caso 4	100.00
Caso 5	75.00
Caso 6	100.00
Caso 7	75.00
Caso 8	75.00

Tabla 5. Efectividad del modelo para cada caso (nivel de confianza y n fijos)

Escenario analizado	Efectividad (%)
método 1	84,40
método 2	84,40

Tabla 6. Efectividad del modelo según método de estimación del intervalo

Escenario analizado	Efectividad (%)
$1-\alpha = 0,90$	81,25
$1-\alpha = 0,99$	93,75

Tabla 7. Efectividad del modelo según nivel de confianza

Escenario analizado	Efectividad (%)
n=5	87,50
n=10	87,50
n=15	87,50
n=20	75,00

Tabla 8. Efectividad del modelo según tamaño de la muestra original

A fin de establecer el impacto del modelo en un caso de aplicación, se procedió a determinar la diferencia en el cálculo final de la longitud de una pista cualquiera utilizando la temperatura de referencia real y un valor propio del método desarrollado, siguiendo el procedimiento de corrección de longitud de pista propuesto en [6].

A los fines del ejemplo se asume que la longitud de campo de referencia (LCR) de la pista corresponde a 2500 m, la pendiente efectiva de la pista final será de 0% y las condiciones de emplazamiento se corresponde a Villa Reynolds, de este modo

$$LC = LCR \cdot \left[1 + \frac{0,07 \cdot h}{300} \right] \cdot [1 + 0,01 \cdot (T_r - T_h)] \cdot [1 + 0,1 \cdot P_{efec}]$$

Donde LC la longitud de pista corregida para condiciones no estándar, h es la elevación del aeródromo, Tr la temperatura de referencia, Th la temperatura de atmosfera estándar a la elevación del aeródromo y Pefec es la pendiente efectiva. Remplazando los valores se obtiene

$$LC = 2500 \cdot \left[1 + \frac{0,07 \cdot 485}{300} \right] \cdot [1 + 0,01 \cdot (T_r - 12,2)] \cdot [1 + 0,1 \cdot 0]$$

Como se observa en la formula anterior, la corrección de la longitud de pista es tal que debe aumentarse a razón de un 1% por cada 1°C en que la temperatura de referencia del aeródromo exceda a la temperatura de la atmósfera tipo correspondiente a la elevación del aeródromo.

Por lo tanto, utilizando el intervalo más apartado del valor real a fin de obtener el caso más crítico posible (caso 8 - VME 17 - método 2). Tomando el valor central de dicho intervalo resulta una temperatura de referencia de 34,8°C, mientras que el valor calculado por el método tradicional arroja un valor de 31,92 °C.

Método	Parámetro empleado	Longitud de pista corregida (m)
Método propuesto (caso 8)	Límite inferior	3321
	Media muestral	3410
	Límite superior	3438
Método tradicional	Valor puntual	3330

Tabla 9. Longitud de pista caso critico

Por otra parte, el caso que presento las mejores estimaciones bajo las distintas consideraciones fue el caso 4, a continuación, se presenta las estimaciones bajo este método para ambos aeropuertos

	Parámetro empleado	Longitud de pista corregida (m)	
		Método propuesto (m)	Método tradicional (m)
RCU 16	Límite inferior	3144	3233
	Media muestral	3196	
	Límite superior	3251	
RCU 17	Límite inferior	3193	
	Media muestral	3256	
	Límite superior	3328	
VME 16	Límite inferior	3218	3330
	Media muestral	3365	
	Límite superior	3374	
VME 17	Límite inferior	3287	
	Media muestral	3293	
	Límite superior	3438	

Tabla 10. Longitud de pista caso 4

Como puede observarse en la tabla anterior, en todos los casos el intervalo de confianza para la longitud de pista calculado por el método propuesto, contiene a la longitud estimada por el método tradicional. En caso de realizarse un promedio de los tres parámetros (límite inferior, media y límite superior), la diferencia con respecto a la longitud calculada por el método tradicional se encuentra por debajo de los 36 metros.

CONCLUSIONES

Se puede observar que los valores arrojados por el método de cálculo propuesto son coherentes con los valores reales de la temperatura de referencia calculados. En vista de esto, podemos concluir que la técnica de bootstrap es una herramienta de gran utilidad a la hora de obtener un valor preliminar de la temperatura de referencia del aeródromo cuando no disponemos de registros meteorológicos históricos del mismo.

Como se observa en la tabla 7, al aumentar el nivel de confianza del modelo se aumenta la efectividad del mismo. De este modo, los casos 2, 4 y 6 resultaron efectivos ya que lograron contener al valor real de la temperatura de referencia en todas las oportunidades, pero como contrapartida resultaron en un mayor ancho del intervalo.

En relación con el ancho del intervalo, se observa que este varía entre un mínimo de 2.3 °C (para RCU17 con n=20 y nivel de confianza del 0.9) hasta 11.2 °C (para RCU17 con n=5 y nivel de confianza del 0.99).

Por otra parte, para n=10 (caso 4), en todas las oportunidades el ancho del intervalo fue en promedio de 5 °C, valor que coincide con el rango de los registros históricos de temperatura de referencia (presentados en la tabla 1) que es de 4.9 °C. En el caso de n=15 (caso 6), el ancho del intervalo de confianza se reduce con relación

al caso 4. En base a esto, se considera como válidos a los escenarios 4 y 6 desde los distintos aspectos (tamaño de la muestra, ancho del intervalo, nivel de confianza y precisión) y dependerá del planificador optar por cualquiera de estos al momento de determinar la temperatura de referencia. Advirtiéndose que el escenario 4 presenta una muy buena relación costo-beneficio, toda vez que el número de mediciones que se deberían tomar in situ son significativamente menores.

Por otro lado, como puede observarse en la tabla 2 y 3, al contemplar todos los casos simultáneamente el promedio de la diferencia entre las estimaciones es de 0,4 °C con una desviación estándar de 1.33°C, lo que aporta aún más evidencia sobre el potencial del modelo propuesto, no obstante; hay un caso en que la estimación presento un a diferencia de 3°C, a raíz de ello se concluye que resulta recomendable profundizar en el método a través del análisis de un mayor número de aeropuertos y condiciones.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] ANAC, Regulaciones Argentinas de Aviación Civil: Diseño de Aeródromos. 2016.
- [2] P. A. Guzmán González, "Evaluación del Bootstrap para la estimación de percentiles extremos. Aplicación en intervalos de referencia," 2011.
- [3] B. Efron, Bootstrap methods: another look at the jackknife., vol. 7. 1979.
- [4] R Foundation, "[https://www.r-project.org/.](https://www.r-project.org/)" .
- [5] William Navidi, Estadística para ingenieros y científicos. McGraw-Hill Interamericana, 2006.
- [6] International Civil Aviation Organization (ICAO), "Doc 9157 Manual de diseño de aeródromos," 2006.