

ANÁLISIS Y COMPARACIÓN DE DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS DE PRESIONES DE VIENTO EN UNA ESTRUCTURA RESIDENCIAL: MEDIDAS A ESCALA REAL Y EN TUNEL DE VIENTO

Por

GILBERTO LÓPEZ DÍAZ

Informe de Proyecto sometido para cumplir parcialmente los requisitos para el grado de

MAESTRÍA EN INGENIERÍA

en

INGENIERÍA CIVIL

UNIVERSIDAD DE PUERTO RICO

RECINTO UNIVERSITARIO DE MAYAGÜEZ

2011

Aprobado por:

Luis D. Aponte Bermúdez, Ph.D.
Presidente, Comité Graduado

Fecha

Felipe J. Acosta, Ph.D.
Miembro, Comité Graduado

Fecha

Daniel Wendichansky, Ph.D.
Miembro, Comité Graduado

Fecha

Mercedes Ferrer Alameda, M.E.
Representante de Estudios Graduados

Fecha

Ismael Pagán Trinidad, M.S.C.E.
Director del Departamento

Fecha

RESUMEN

Al momento de considerar el efecto de las cargas de viento en estructuras de poca altura “low-rise buildings” según el estándar del “*American Society of Civil Engineers: Minimum Design Loads for Buildings and Other Structures*” ASCE 7, son aquellas cuya altura promedio ni la dimensión horizontal menor exceden 60 pies. En dicha categoría están cubiertas la mayoría de las estructuras residenciales y comerciales localizadas en zonas vulnerables a condiciones extremas de viento. El alcance del trabajo investigativo presentado en este reporte conlleva la descripción estadística de las series de tiempo de la presión del viento para estimar los valores picos, recopiladas el techo de una estructura residencial, tanto a escala real como en el túnel de viento.

Esta investigación utilizó los datos recopilados por el “Florida Coastal Monitoring Program” FCMP. Los datos provienen de dos fuentes, la primera es de datos de campo a escala real en una residencia designada como FL-27, donde fue recopilada información sobre las presiones de viento en el techo de dicha estructura en el estado de la Florida, durante el paso del huracán Iván en el año 2004. La segunda fuente de datos son del estudio realizado en el túnel de viento de la Universidad de Clemson para dicha residencia a escala 1:50. El propósito de esta investigación es estudiar los coeficientes de presión de ambas fuentes y comparar con los valores sugeridos en el estándar ASCE 7, los cuales son basados en la suposición errónea que estos siguen una distribución normal (Tieleman, 2007).

Se preparó un algoritmo utilizando el programa MATLAB para analizar los datos suministrados, creando histogramas de barras que representan los coeficientes de presión (GC_p), según se utilizan en ASCE 7. Cinco diferentes tipos de distribuciones probabilísticas fueron analizadas para propósito de comparación y determinar cuál de estas distribuciones se asemeja más a los valores reales.

Esta investigación compara sus resultados con los estudios llevados a cabo por (Tieleman, 2003) y (Holmes, 2003). En adición incluye el análisis de otras tres (3) distribuciones probabilísticas que son la “Log-logistic”, “Generalized Extreme Value (GEV)” y “t-Location Scale”.

Los resultados del caso estudiado, tomando en cuenta el alcance del trabajo de Tieleman y Holmes, indicaron que las distribuciones probabilísticas que mejor se ajustan a los datos reales y experimentales son la distribución Gamma y la distribución “Generalized Extreme Value (GEV)”, respectivamente. Tomando en cuenta todas las distribuciones analizadas, este estudio determinó que la distribución “Log-logistic” es la que mejor se ajusta a los valores experimentales.

Esta investigación sugiere que la distribución normal no es la más adecuada para representar el comportamiento del viento en las estructuras en las zonas de separación del fluido (ej., esquinas, filos, etc.), según presentado en el estándar ASCE 7.

ABSTRACT

Considering the effect of wind charges in the structure of low rise buildings, as told in “American Society of Civil Engineers: Minimum Design Loads for Building and other Structures”, ASCE 7, are those which average height and low horizontal dimension do not exceed 60 feet. This category includes almost every residence and commercial structure located in areas with extreme wind conditions. The extent of this investigation presented on this report includes the statistic description of time of the wind pressure to estimate the peak value, this information was taken from the roof of a residence structure, in a full scale and in the wind tunnel.

This investigation used the information taken by the “Florida Coastal Monitoring Program” FCMP. The information comes from two main sources: the first one from field data gather from a residential structure identified as FL-27, where the gather information consist of the wind pressures on the roof of this structure in the state of Florida when hurricane *Ivan* struck in panhandle in 2004. The second source of information is from studies made in the wind tunnel of University of Clemson for the residence at a 1:50 scale. The purpose of this investigation is to compare the peak pressure coefficients and peak wind loads at full scale and wind tunnel data, with the ASCE 7 standard values, which are based on the erroneous assumption that they are distributed normally (Tieleman, 2007).

An algorithm was created using the software program MATLAB to analyze the data obtained in the form of coefficient of pressure (GC_p) histograms. Five (5) different probabilistic distributions were analyzed to compare each other and determine which one better resembles real values.

This study compares its results with the studies performed by Tieleman and Holmes. In addition, three (3) other probabilistic distributions (Log-logistic, Generalized Extreme Value (GEV), and “T-Location Scale” are analyzed.

The results of this study indicate that when consideration is only given to the extent of the research made by Tieleman and Holmes, the probabilistic distributions that better represent real values and experimental values are the gamma distribution and the Generalized Extreme Value, respectively. When consideration is given to all the probabilistic distributions analyzed in this study, results show that the “Log-Logistic” distribution provides the best representation.

This study suggests that the normal distribution is not the most adequate to be used to represent the behavior of wind pressure on low-rise structures in the zone of flow separation (e.g., corners, sharp edges, etc.) as used in the ASCE-7 code.

AGRADECIMIENTOS

Deseo agradecer inmensamente a mi consejero académico, el Dr. Luis D. Aponte-Bermúdez, por su asesoría, apoyo y motivación para alcanzar el nivel más alto de desarrollo académico. También le agradezco al Dr. Aponte su enseñanza de siempre perseverar hasta lograr proveer un trabajo de máxima calidad y nivel intelectual.

Deseo agradecer también al “Florida Coastal Monitoring Program” por haber provisto los datos utilizados para realizar el trabajo investigativo presentado en este reporte.

Deseo agradecer también a el Dr. Daniel Wendichansky, Dr. Felipe J. Acosta, y al Prof. Ismael Pagán Trinidad por su ayuda incondicional para la revisión de este documento y sus sugerencias para hacer de este documento uno de alta calidad. Agradezco al Departamento de Ingeniería Civil y Agrimensura de la Universidad de Puerto Rico, Recinto Universitario de Mayagüez, por darme la oportunidad de completar mi grado de Maestría en Ingeniería en esta institución.

Agradezco y dedico este trabajo a mis padres, especialmente a mi papá, Gilberto López, por ser mi modelo a seguir, por su apoyo incondicional y ayuda durante los años de mis estudios graduados.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	II
ABSTRACT	IV
AGRADECIMIENTOS	VI
TABLA DE CONTENIDO	VII
LISTA DE TABLAS	IX
LISTA DE FIGURAS.....	XV
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 INTRODUCCIÓN	1
1.2 IMPORTANCIA DEL EFECTO DEL VIENTO EN ESTRUCTURAS	4
1.3 OBJETIVOS.....	5
CAPÍTULO 2 REVISIÓN DE LITERATURA	6
2.1 MEDIDAS DE CAMPO Y SIMULACIONES EN EL TÚNEL DE VIENTO DE CARGAS DE VIENTO DE HURACANES EN ESTRUCTURAS RESIDENCIALES DE UN NIVEL (LIU ET AL., 2009).....	7
2.2 ESTIMACIÓN DE CARGAS DE PRESIONES PICO SOBRE UNA SUPERFICIE MONTADA EN PRISMA RECTANGULAR.....	10
2.4 DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS PARA COEFICIENTES DE PRESIONES EXTREMAS.....	11
2.5 CARGAS DE VIENTOS EN ESTRUCTURAS DE POCA ALTURA: PERSPECTIVA ESTOCÁSTICA	12
CAPÍTULO 3 METODOLOGÍA.....	13
3.1 INTRODUCCIÓN.....	13
3.2 ESTUDIO A ESCALA REAL Y TÚNEL DE VIENTO.....	17
3.3 ESTIMACIÓN DE COEFICIENTES DE PRESIÓN PICO.....	23
CAPÍTULO 4 ANÁLISIS DE DATOS.....	26
4.1 INTRODUCCIÓN.....	26
4.2 RESULTADOS ESCALA REAL	26
4.3 RESULTADOS TÚNEL DE VIENTO	32
4.4 COMPARACIÓN DE ESCALA REAL VS TÚNEL DE VIENTO.....	36
4.3 ESTIMACIÓN DE PROBABILIDAD DE NO-EXCEDENCIA DE VALORES PICOS ASCE 7	39
CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES.....	40
5.1 CONCLUSIONES.....	40
REFERENCIAS.....	41
APÉNDICE A TABLAS RMSE CALCULADOS PARA ESCALA REAL VARIANDO LA TRASLACIÓN EN X	44
APÉNDICE B TABLAS RMSE CALCULADOS PARA TÚNEL DE VIENTO VARIANDO LA TRASLACIÓN EN X	51

APÉNDICE C TABLAS DE LOS PARÁMETROS ESTADÍSTICOS CALCULADOS PARA LA DATA DE ESCALA REAL Y TÚNEL DE VIENTO	55
APÉNDICE D TABLAS RMSE CALCULADOS PARA ESCALA REAL Y TÚNEL DE VIENTO	59
APÉNDICE E GRÁFICAS PDF MEJOR AJUSTADO ESCALA REAL	63
APÉNDICE F GRÁFICAS PDF MEJOR AJUSTADO TÚNEL DE VIENTO	82
APÉNDICE G CÓDIGO EN MATLAB.....	92

LISTA DE TABLAS

3.1	LISTA DE SENSORES PAREADOS POR LOCALIZACIÓN, ESCALA REAL VS. TÚNEL DE VIENTO.....	14
3.2	DIRECCIÓN DEL VIENTO Y VELOCIDADES DEL VIENTO MEDIDO DURANTE EL HURACÁN IVÁN A ESCALA REAL VS. TÚNEL DE VIENTO EN LA RESIDENCIA FL-27	16
4.1	RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 136 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL.....	27
4.2	RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 136 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	28
4.3	RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 136 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	28
4.4	VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, RÉCORD 136	30
4.5	DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS CON MENOR RMSE EN ESTUDIO A ESCALA REAL	31
4.6	ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 136, ESCALA REAL	32
4.7	RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 110 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO	34

4.8 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 110 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO	34
4.9 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 110 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL DE VIENTO	35
4.10 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 110, TÚNEL DE VIENTO	35
4.11 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, COMPARANDO ESCALA REAL VS. TÚNEL DE VIENTO, RÉCORD FS #134 – WT #110	36
4.12 PROBABILIDAD DE EXCEDENCIA DEL VALOR PICO CP = -2.6 DEL ASCE 7	39
A.1 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 134 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	45
A.2 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 134 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	45
A.3 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 134 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	45
A.4 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 135 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	46
A.5 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 135 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	46

A.6 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 135 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	46
A.7 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 136 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	47
A.8 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 136 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	47
A.9 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 136 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	47
A.10 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 137 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	48
A.11 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 137 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	48
A.12 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 137 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	48
A.13 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 138 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	49
A.14 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 138 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	49

A.15 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 138 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	49
A.16 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 139 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL.....	50
A.17 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 139 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	50
A.18 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 139 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO A ESCALA REAL	50
B.1 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 110 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO	52
B.2 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 110 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO	52
B.3 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 110 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL DE VIENTO	52
B.4 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 120 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO	53
B.5 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 120 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO	53

B.6 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 120 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL DE VIENTO.....	53
B.7 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 130 DEL SENSOR 5 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO.....	54
B.8 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 130 DEL SENSOR 6 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL VIENTO.....	54
B.9 RMSE DE LAS DIFERENTES DISTRIBUCIONES PROBABILÍSTICAS VARIANDO EL VALOR DE X DEL REGISTRO 130 DEL SENSOR 7 DEL ESTUDIO EN EL TÚNEL DE VIENTO.....	54
C.1 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 134, ESCALA REAL.....	56
C.2 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 135, ESCALA REAL.....	56
C.3 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 110, TÚNEL DE VIENTO.....	56
C.4 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 136, ESCALA REAL.....	57
C.5 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 137, ESCALA REAL.....	57
C.6 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 120, TÚNEL DE VIENTO.....	57
C.7 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 138, ESCALA REAL.....	58
C.8 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 139, ESCALA REAL.....	58
C.9 ESTIMADORES DE MOMENTO DEL REGISTRO 130, TÚNEL DE VIENTO.....	58
D.1 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, REGISTRO 134.....	60

D.2 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, REGISTRO 135.....	60
D.3 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, TUNEL DE VIENTO, REGISTRO 110.....	60
D.4 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, REGISTRO 136.....	61
D.5 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, REGISTRO 137.....	61
D.6 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, TUNEL DE VIENTO, REGISTRO 120.....	61
D.7 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, REGISTRO 138.....	62
D.8 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, ESCALA REAL, REGISTRO 139.....	62
D.9 VALORES DE RMSE EN LOS PUNTOS CRÍTICOS, TUNEL DE VIENTO, REGISTRO 130.....	62

LISTA DE FIGURAS

1.1	MODELO EN EL TÚNEL DE VIENTO, CLEMSON UNIVERSITY CIVIL ENGINEERING DEPARTMENT APPLIED FLUID MECHANICS. (N.D.)	2
1.2	SENSORES DE PRESIÓN EN EL TECHO DE UNA RESIDENCIA DEL FCMP http://fcmp.ce.ufl.edu/	3
2.1	DISTRIBUCIÓN DE SENSORES DE PRESIÓN EN RESIDENCIA FL-27, (APONTE, 2006)	6
2.2	MODELO PARA TÚNEL DE VIENTO EN ESCALA 1:50 EN LA RESIDENCIA FL-27, (LIU, 2006)	7
2.3	MODELO EN ESCALA 1:50 DE LA CASA FL-27 Y LA SIMULACIÓN DE LOS ALREDEDORES	9
2.4	DIAGRAMAS DE CONTORNO DE PRESIONES NEGATIVAS PICO (Z. LIU ET. AL. 2009), (A) ANÁLISIS EN DIRECCIÓN 130 GRADOS, (B) ANÁLISIS EN TODAS LAS DIRECCIONES.....	10
3.1	LOCALIZACIÓN DE LOS SENSORES Y ANEMÓMETROS DE LA RESIDENCIA FL-27 (APONTE, 2006)	13
3.2	PLANO DE TECHO DE LA RESIDENCIA FL-27 A ESCALA 1:50 ESTUDIADA EN EL TÚNEL DE VIENTO (LIU ET AL. 2009).....	15
3.3	MODELO A ESCALA 1:50 DE LA RESIDENCIA FL-27 Y LOS SUBURBIOS (APONTE, 2006)	16
3.4	SERIE DE TIEMPO DEL SENSOR NO.6 DEL RÉCORD NO. 134.....	17
3.5	HISTOGRAMA DE BARRA DE SENSOR NO. 6, RÉCORD NO. 134. (A) HISTOGRAMA DE BARRA DE LOS DATOS ORIGINALES , (B) HISTOGRAMA DE BARRA CON ASIMETRÍA POSITIVA, (C) HISTOGRAMA DE BARRA EN EL RÉGIMEN DE DOMINO POSITIVO.....	19

3.6	EXPLICACIÓN TEÓRICA DEL RMSE...	22
3.7	DELINEACIÓN DE UN PROCESO NO-GAUSIANO, $X(T)$, BASADO EN UN PROCESO GAUSIANO $Y(T)$	24
4.1	PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO NO. 136, ESCALA REAL	29
4.2	DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MEJOR SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO NO. 136, ESCALA REAL.....	30
4.3	PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	33
4.4	DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL DE VIENTO.....	33
4.5	COMPARACIÓN DE DATOS ESTADÍSTICOS DE LOS SENSORES DE REGISTROS A ESCALA REAL Y TÚNEL DE VIENTO (A) SESGO (B) KURTOSIS.....	37
4.6	DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6. (A) ESCALARA REAL (B) TÚNEL DE VIENTO.....	38
E.1	PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 134, ESCALA REAL.....	64
E.2	DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 134, ESCALA REAL.....	64
E.3	PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL	

REGISTRO DE 134, ESCALA REAL.....	65
E.4 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 134, ESCALA REAL.....	65
E.5 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 134, ESCALA REAL.....	66
E.6 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 134, ESCALA REAL.....	66
E.7 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 135, ESCALA REAL.....	67
E.8 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 135, ESCALA REAL.....	67
E.9 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 135, ESCALA REAL.....	68
E.10 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 135, ESCALA REAL.....	68
E.11 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 135, ESCALA REAL.....	69
E.12 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 135, ESCALA REAL.....	69
E.13 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 136, ESCALA REAL.....	70

E.14 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 136, ESCALA REAL.....	70
E.15 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 136, ESCALA REAL.....	71
E.16 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 136, ESCALA REAL.....	71
E.17 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 136, ESCALA REAL.....	72
E.18 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 136, ESCALA REAL.....	72
E.19 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 137, ESCALA REAL.....	73
E.20 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 137, ESCALA REAL.....	73
E.21 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 137, ESCALA REAL.....	74
E.22 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 137, ESCALA REAL.....	74
E.23 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 137, ESCALA REAL.....	75
E.24 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 137, ESCALA REAL.....	75

E.25 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 138, ESCALA REAL.....	76
E.26 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 138, ESCALA REAL.....	76
E.27 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 138, ESCALA REAL.....	77
E.28 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 138, ESCALA REAL.....	77
E.29 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 138, ESCALA REAL.....	78
E.30 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 138, ESCALA REAL.....	78
E.31 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 139, ESCALA REAL.....	79
E.32 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 139, ESCALA REAL.....	79
E.33 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 139, ESCALA REAL.....	80
E.34 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 139, ESCALA REAL.....	80

E.35 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 139, ESCALA REAL.....	81
E.36 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 139, ESCALA REAL.....	81
F.1 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	83
F.2 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	83
F.3 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	84
F.4 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	84
F.5 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	85
F.6 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 110°, TÚNEL VIENTO	85
F.7 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 120°, TÚNEL VIENTO	86
F.8 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 120°, TÚNEL VIENTO	86
F.9 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL	

REGISTRO DE 120°, TÚNEL VIENTO	87
F.10 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 120°, TÚNEL VIENTO	87
F.11 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 120°, TÚNEL VIENTO	88
F.12 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 120°, TÚNEL VIENTO	88
F.13 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 5 DEL REGISTRO DE 130°, TÚNEL VIENTO	89
F.14 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.5 DEL REGISTRO DE 130°, TÚNEL VIENTO	89
F.15 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 6 DEL REGISTRO DE 130°, TÚNEL VIENTO	90
F.16 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.6 DEL REGISTRO DE 130°, TÚNEL VIENTO	90
F.17 PDF APLICADOS A VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO. 7 DEL REGISTRO DE 130°, TÚNEL VIENTO	91
F.18 DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA QUE MÁS SE AJUSTA A LOS VALORES OBTENIDOS DEL SENSOR NO.7 DEL REGISTRO DE 130°, TÚNEL VIENTO	91

Capítulo 1 INTRODUCCIÓN

1.1 Introducción

Uno de los parámetros más importantes a considerar en el diseño de una estructura es la carga de viento que actúa sobre ésta. Dependiendo del lugar geográfico donde esté ubicada la estructura, la carga de viento puede afectar grandemente el comportamiento de la misma. El estándar ASCE 7 provee la metodología para calcular las cargas de viento que actúan sobre las estructuras, y así poder diseñar estructuras seguras y confiables. Estos parámetros fueron obtenidos a través de diversos estudios de investigación en la rama de ingeniería de viento, en el caso de particular de estructuras de baja altura, las mismas son el producto del trabajo de Stathopoulos (1979). Debido a que anualmente ocurren desastres naturales ocasionados por el viento, los cuales generan pérdida de vida y propiedad, es importante evaluar las guías del ASCE 7 ya que fueron desarrolladas aproximadamente 40 años.

La ingeniería de viento es la rama de la ingeniería estructural dedicada a estudiar el efecto de las cargas generadas por el viento en estructuras. El campo de la ingeniería de viento involucra actividades de investigación tanto como de ingeniería y meteorología. El ingeniero de vientos es responsable de entender cómo interacciona el viento en las capas de la atmósfera con las estructuras, el ambiente creado por el hombre y las diferentes características topográficas del terreno. Por ende el ingeniero de vientos debe establecer parámetros de diseño adecuados para el diseño y construcción de estructuras robustas, capaces de resistir la fuerza extrema generada por el viento en eventos extremos.

Hoy día el huracán más costoso en la historia es Katrina en el 2005, con una pérdida total que excedió \$125 billones y una pérdida en seguros de \$35 billones. Dicha cifra excedió la pérdida mayor en seguros de \$27.5 billones del huracán Andrew en el 1992. En el campo de la ingeniería de viento, las áreas de investigación comprenden los métodos experimentales de laboratorios a escala

(modelaje en el túnel de vientos), mediciones a escala real durante el paso de fenómenos atmosféricos (ej., huracanes, tormentas invernales, tormentas sinópticas, etc.) y en adición, la simulación numérica de la mecánica de fluidos. Por ejemplo, el túnel de viento es la herramienta de laboratorio por excelencia en la rama de la ingeniería de viento.



Figura 1.1 Modelo en el túnel de viento, “Clemson University | Civil Engineering Department | Applied Fluid Mechanics”. (n.d.).

En el túnel de viento se pueden desarrollar ensayos para obtener resultados sobre el efecto del viento en la estructura y así estimar las cargas estructurales. En la figura 1.1 se muestra una maqueta en el túnel de viento de la Universidad de Clemson. Otro método, para estudiar el comportamiento de las estructuras cuando están bajo efectos extremos de viento, es el estudio de campo en escala real.

El Programa de Monitoreo Costero de la Florida el “Florida Coastal Monitoring Program” conocido como el FCMP por sus siglas en ingles, fue

iniciado en el 1999. En su origen, la colaboración académica ha involucrado mayormente la participación de la Universidad de Florida (UF) y la Universidad de Clemson en Carolina del Sur, hoy día es mayormente liderado por UF. Entre sus mayores actividades de investigación se destaca la medición de presiones de vientos en estructuras residenciales, mediciones de vientos en huracanes y simulación de vientos huracanados a escala real entre otras actividades.



Figura 1.2 Sensores de presión en el techo de una residencia del FCMP
<http://fcmp.ce.ufl.edu/>

El proyecto de FCMP conocido como “FCMP House Project” se encargó de medir presiones de viento a escala real en los techos de estructuras residenciales en el estado de la Florida durante los huracanes del 2004 y 2005. El proyecto de FCMP consistía en un total de treinta y dos (32) residencias en el estado de Florida, cuatro (4) residencias en el estado de Carolina del Sur y dos (2) residencias en el estado de Carolina del Norte. En la figura 1.2 se muestra la residencia FL-27 que es una de la residencias del estado de Florida, en la cual

se muestran los sensores en el área del techo. El objetivo principal del proyecto es poder obtener presiones reales que experimenta el techo de una estructura residencial durante un evento de huracán (Aponte, 2006). Por otro lado en la Universidad de Clemson se preparó un modelo a escala 1:50 de la casa FL-27 (Liu, 2006) el cual se estudió en el túnel de viento para poder obtener los coeficientes de la presión del viento en dicha estructura.

La investigación presentada en este proyecto utiliza la data recopilada por el FCMP a escala real, y la data del túnel de viento en la residencia identificada como FL-27. En dicha residencia se midieron las presiones de viento durante el paso del huracán Iván en el 2004.

1.2 Importancia del efecto del viento en estructuras

El propósito de esta investigación enfatizó en cerrar la brecha que hay entre estudios recientes tales como Tieleman (2003) y Holmes (2003), sobre las distribuciones probabilísticas usadas para el análisis del efecto del viento en estructuras de poca altura. Los estudios de Tieleman y Holmes utilizan los métodos del túnel de viento y estudios de campo en residencias. Utilizando la información obtenida de los estudios antes mencionados se hizo una comparación directa de la distribución probabilística marginal que mejor describe las presiones del viento medidas tanto a escala real como en el túnel de viento. Este estudio es de suma importancia ya que permitió determinar si la distribución probabilística de presiones obtenida en el túnel de viento se asemeja a la distribución probabilística obtenida en las medidas a escala real.

La relevancia del tema envuelve el riesgo que representa un fenómeno natural como lo es la fuerza del viento de un huracán. Es de suma importancia entender su comportamiento y efecto en estructuras para poder desarrollar conceptos que permitan avanzar el conocimiento en esta área y poder plasmarlo en códigos de diseño y edificación.

Esta investigación pretende determinar cuál es la distribución probabilística marginal más apropiada para describir las series de tiempo

medidas tanto en el túnel de viento como a escala real por el FCMP durante el paso del huracán Iván en la residencia identificada como FL-27.

1.3 Objetivos

Esta investigación tiene como objetivo analizar y comparar la distribución probabilística de los coeficientes de presión medidos a escala real (Aponte, 2006) y en un túnel de viento (Liu, 2006) para recomendar la distribución que se considera más adecuada para el cálculo de los coeficientes de presión.

Para cumplir el objetivo de este estudio, se llevaron a cabo las siguientes tareas durante la investigación:

- 1) Organizar y estudiar los datos obtenidos del proyecto llevado a cabo por el FCMP y la Universidad de Clemson en la residencia FL-27.
- 2) Crear un algoritmo utilizando el programa MATLAB versión 7.4:
 - a. Manipulación de los datos provistos de coeficiente de presión en el techo en histogramas.
 - b. Aplicar distribuciones probabilísticas a los histogramas obtenidos, estudiadas en investigaciones previas por Tieleman (2003), tales como la distribución Normal, y la distribución Gamma.
 - c. Aplicar tres (3) tipos de distribuciones probabilísticas que no fueron consideradas en los pasados estudios. Estas distribuciones son; “Log-logistic” (L-L), “Generalized Extreme Value” (GEV) y “T-Location Scale” (TLS).
 - d. Determinar qué tipo de distribución se ajusta mejor a los valores medidos en los estudios hechos a escala real.
 - e. Determinar qué tipo de distribución se ajusta mejor a los valores medidos utilizando el túnel de viento.
 - f. Comparar las distribuciones probabilísticas de los valores obtenidos en el túnel de viento con las distribuciones probabilísticas de los valores obtenidos en los estudios hechos a escala real.
- 3) Determinar los valores picos extremos según las distribución recomendadas y compara con valores sugeridos en el estándar ASCE 7.

Capítulo 2 REVISIÓN DE LITERATURA

Varios investigadores tales como Tieleman (2003), Holmes (2003), Kumar y Stathopoulos (2000) han realizado estudios sobre las presiones de vientos en los techos de residencias y cómo éstas comparan entre sí cuando se les aplican distintas distribuciones probabilísticas. Dentro de estas distribuciones probabilísticas se mencionan las que han servido de base para esta investigación.

Para el estudio presentado en este proyecto se utilizó la data de campo recopilada durante el evento del huracán Iván en la residencia identificada como “FCMP FL-27”. Esta residencia está localizada en la ciudad de Gulf Breeze, FL. La residencia FL-27 estuvo sujeta a vientos huracanados tras recibir el impacto directo de huracán Iván. También se utilizó la data del estudio que se realizó en el túnel de viento de la Universidad de Clemson. La Figura 2.1 muestra la vista en planta de la configuración de los sensores en la residencia FCMP FL-27. La Figura 2.2 presenta el modelo a escala 1:50 utilizado para realizar el estudio en el túnel de viento.

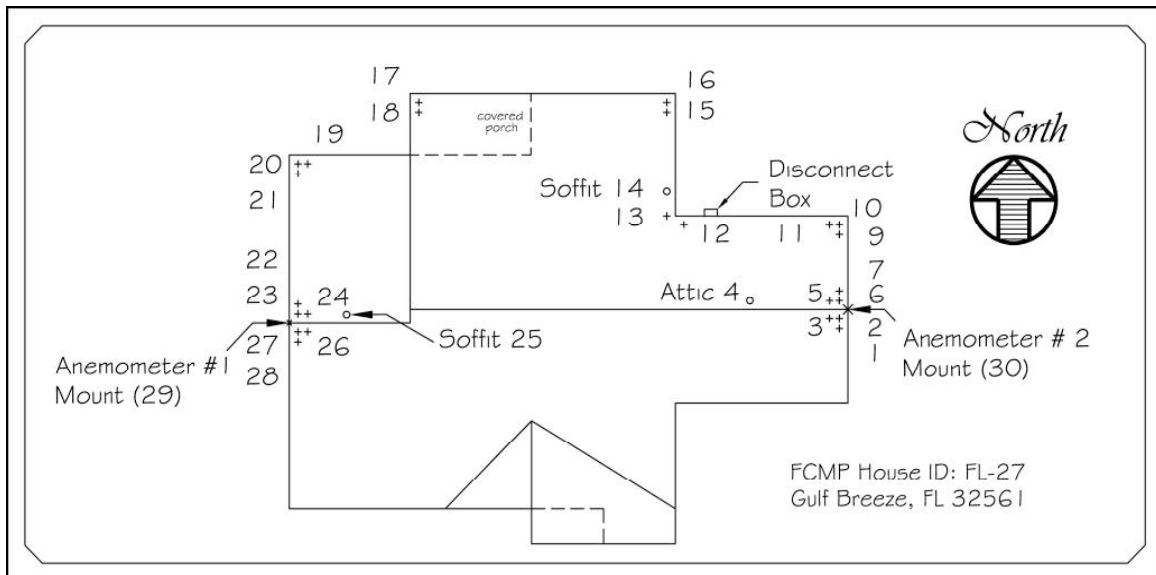


Figura 2.1 Distribución de sensores de presión en residencia FL-27 (Aponte, 2006)



Figura 2.2 Modelo para túnel de viento a escala 1:50 de la residencia FL-27 (Liu, 2006)

2.1 Medidas de campo y simulaciones en el túnel de viento de cargas de viento de huracanes en estructuras residenciales de un nivel (Liu et al., 2009)

En el año 2004, el huracán Iván tocó tierra en el estado de Florida. Para dicho evento, el FCMP recopiló data de campo de la presión del viento en seis casas diferentes. Se creó un análisis para determinar los coeficientes de presión picos negativos, positivos y promedio. Este estudio presenta una comparación de los coeficientes de presión a escala real de la residencia FCMP FL-27, la cual experimento cargas de viento huracanados, en conjunto con los resultados de experimentos del túnel de viento de la Universidad de Clemson en un modelo de la casa, a una escala de 1:50.

Se determinó que el promedio y la desviación estándar de los coeficientes de presión de los datos tomados en la casa a escala real y en el modelo eran muy similares entre sí en cada localización, mientras que los coeficientes pico negativos en el túnel de viento subestimaban los valores obtenidos a escala real.

El FCMP a principios de la década pasada seleccionó casas por su localización propensa al paso de huracanes en el estado de la Florida, Carolina del Sur y Carolina del Norte. La casa estudiada en esta investigación fue designada como FL-27. Esta residencia es una estructura de una planta, localizada en la ciudad de Gulf Breeze en la Florida. En dicha residencia se instalaron 24 sensores de presión en el techo los cuales midieron presiones de viento durante el huracán Iván. Cada segmento de data incluía las medidas de presión de los sensores de presión absoluta y la velocidad del viento.

La presión de viento inducida en la superficie de la estructura se tomaba utilizando la ecuación 2-1.

$$P_i(t) = (\Delta p_i(t) + \Delta p_{i-temp}) - (\Delta p_o(t) + \Delta p_{o-temp}) \quad (2-1)$$

donde, $P_i(t)$ es la presión de viento en el canal i en un tiempo específico, $\Delta p_i(t)$ es el diferencial de presión entre el sensor de presión del canal i y la presión promedio antes del huracán; $\Delta p_o(t)$ es la presión diferencial atmosférica entre la presión medida en el tiempo i , y la presión medida antes del huracán. Las variables Δp_{i-temp} y Δp_{o-temp} son los factores de corrección de temperatura.

Los coeficientes de presión fueron determinados utilizando la siguiente ecuación:

$$C_p(t) = P_i(t) / [(1/2)\rho * (U_{3s})^2] \quad (2-2)$$

donde, U_{3s} es el viento pico de una ráfaga de viento de 3 segundos y ρ es la densidad del aire.

En los experimentos llevados a cabo en el túnel de viento se hizo un modelo de la casa FL-27 a escala 1:50, como se muestra en la Figura 2.3, para evaluar los coeficientes de presión en las esquinas y bordes del techo de la estructura. Como parte del experimento, se hicieron modelos de las casas adyacentes y simulación del tipo de exposición de terreno en que se encuentra la residencia FL-27, ya que estos factores contribuyen al efecto del viento en la casa.



Figura 2.3 Modelo en escala 1:50 de la casa FL-27 y la simulación de los alrededores

La Figura 2.4 presenta un diagrama de contorno de los coeficientes de presión negativos pico en el techo a un ángulo incidental de 130° , en la Figura 2.4(a) y la envolvente de todas las direcciones del viento en la 2.4(b). Esta figura indica con el color oscuro las áreas donde más intensa fue la presión en el techo de la FL-27. Este estudio concluyó que los coeficientes de presión promedio medidos a escala real y en el túnel de viento son similares, mientras que los coeficientes de presión pico mínimos en el túnel de viento subestiman los valores reales. Esto coincide con estudios previos que demuestran el mismo resultado cuando comparan los valores reales con los resultados en túnel de viento. Los autores recomendaron continuar haciendo este tipo de estudio para poder comparar mas data sobre este tema.

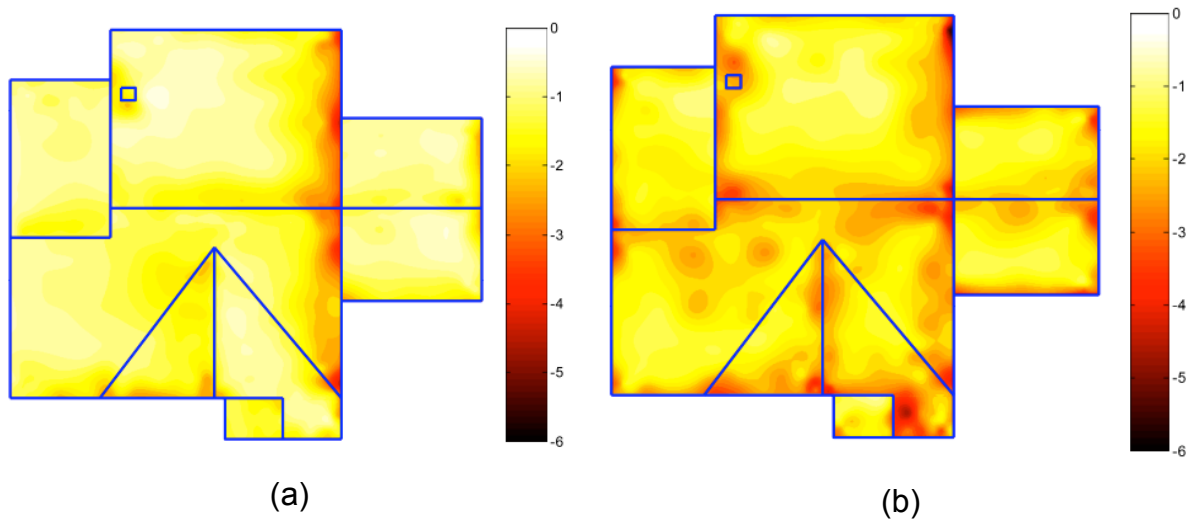


Figura 2.4 Diagramas de contorno de presiones negativas pico (Z. Liu et. al. 2009), (a) análisis en dirección 130 grados, (b) análisis en todas las direcciones

2.2 Estimación de cargas de presiones pico sobre una superficie montada en prisma rectangular

Tieleman (2003) considera erróneo el método para calcular y estimar el coeficiente pico de presión y las cargas pico de viento en todas las estructuras ya que se asume que éstas presentan una distribución normal. Tieleman discute que éste no es el caso que se presenta en estructuras de poca altura ya que se ha observado que las presiones y cargas que varían con el tiempo en los bordes de los techos son generalmente no-Gaussianas.

Tieleman investigó varias distribuciones probabilísticas para describir las series de tiempo tales como la distribución gama y la distribución normal por medio de una superficie montada en un prisma rectangular. Cabe recalcar que la distribución normal es utilizada en el estándar ASCE 7, para determinar las distribuciones extremas. Poder identificar la distribución que mejor se ajuste tanto a los valores de campo como a los valores de pruebas de laboratorio es de vital importancia para poder estimar los coeficientes de presiones extremas con mayor certeza.

El estudio realizado por Tieleman presenta un procedimiento para estimar las presiones y cargas pico de data tomada en un túnel de viento. La data fue tomada en un techo plano de una estructura de poca altura. Para realizar este

estudio se utilizó data obtenida en el túnel de viento con un modelo a escala 1:50 del “Texas Tech Building”. Se determinó que la data es mejor representada utilizando la distribución Gamma. Este estudio concluyó lo siguiente:

- a) Los “time histories” no-Gaussianos de los coeficientes de presión y cargas, están mejor representados por la distribución Gamma.
- b) Los parámetros de la distribución Gamma se pueden evaluar adecuadamente de los estimadores teóricos de momento.
- c) Para los resultados presentados en este estudio, el 95% de los picos obtenidos de la distribución Gumbel son 8.5% más altos que los obtenidos gráficamente.
- d) La distribución pico obtenida de un solo registro de datos generalmente excede a los obtenidos de múltiples registros usando los estimadores de momento.

2.4 Distribuciones probabilísticas para coeficientes de presiones extremas

Holmes (2003) estudió las distribuciones probabilísticas, “Type I (Gumbel Extreme Value” y “Generalized Extreme Value (GEV)”, de los coeficientes de presión picos del Texas Tech University Building , para determinar cuál de estas es la que mejor se ajusta a los valores picos obtenidos de la simulación de dicha estructura en el túnel de vientos.

Las mediciones fueron obtenidas de un modelo a escala de 1:100 en el túnel de viento de la Universidad de Colorado. Las medidas fueron obtenidas con los sensores de presión y tomadas cerca de la esquina del edificio con una dirección del viento a 215° y cerca de la pared central con el viento a 270°. Las medidas fueron tomadas llevando a cabo una simulación de flujo en un terreno rural.

Los datos de presión recopilados fueron convertidos a coeficientes de presiones y analizados utilizando las distribuciones antes mencionadas. El estudio concluyó que los coeficientes de presión están bien representados por la distribución de Valor Extremo Generalizado (GEV), ya que los valores

obtenidos con dicha distribución indicaron valores picos aproximadamente 35% mayor que los valores actualmente medidos.

2.5 Cargas de vientos en estructuras de poca altura: Perspectiva Estocástica

Kumar y Stathopoulos (2000) realizaron un estudio experimental comprensivo de las fluctuaciones de la presión del viento local en los techos de edificios de poca altura. Estos examinaron varios modelos de edificios sujetos a varias condiciones de flujo y dirección de viento para determinar las características estocásticas de las cargas del viento en los techos. Los tres dominios considerados fueron tiempo, frecuencia y amplitud.

Las características estocásticas de las fluctuaciones de presión en el dominio tiempo presentaron las siguientes observaciones: Las fluctuaciones de presión en los techos presentan valores negativos debido a la succión actuando en el techo; y, la magnitud de las fluctuaciones depende de la localización del sensor y el ángulo de ataque del viento.

El análisis de los datos de presión indicó que las presiones son sensitivas a la localización del sensor, la geometría del techo y la dirección del viento. Las geometrías de los techos fueron clasificadas en zonas de fluctuación de presión Gausiana y No-Gausiana. Estos experimentos fueron llevados a cabo en el túnel de viento. Los modelos utilizados incluyeron techos planos, techos tipos “gable” y techos mono-ángulo, o a dos aguas de aproximadamente 15°.

En resumen, las características estocásticas relevantes de las fluctuaciones de presión tales como PDF (por sus siglas en inglés de Probability Density Function) fueron calculadas. La información del estudio se puede utilizar para modelar las fluctuaciones de presión y predecir los factores pico. También, se puede utilizar para hacer el diseño de los componentes de los techos. El estudio sugiere que se deben considerar ambas zonas de presión en el techo, Gausiana y No-Gausiana, para el diseño del mismo

Capítulo 3 METODOLOGÍA

3.1 Introducción

La información estudiada y analizada en esta investigación fue la obtenida durante el paso del huracán Iván en el año 2004 en el estado de Florida. La residencia estudiada fue la FCMP FL-27. Esta residencia tenía instalados veintiocho (28) sensores de presión absoluta en el techo y sensores de presión de referencia localizados dentro de la residencia, en el ático, y al nivel del suelo.

La Figura 3.1 muestra la localización de algunos de los sensores de presión en el techo y la localización de los anemómetros. La Figura 2.1 y la Figura 3.1 muestran un plano de la vista de planta de la residencia FL-27 en la cual se muestran las localizaciones numeradas de los sensores de presión. Cada registro de datos reales se colectó a una frecuencia de muestreo de 100 Hz, colectando la información por periodos de 15 minutos.



Figura 3.1 Localización de los sensores y anemómetros de la residencia FL-27 (Aponte, 2006)

Los registros analizados en esta investigación fueron los número 134 al 139, ya que en éstos se registraron las velocidades de viento máximas. Hubo sensores que no recopilaron información durante el paso del huracán Iván. Entre los veintiocho (28) sensores instalados, veintiuno (21), o sea un 75%, recopilaron toda la información obtenida.

La Tabla 3.1 muestra una lista de los sensores que recopilaron información durante el evento del huracán y el sensor correspondiente en el modelo a escala 1:50 estudiado en el túnel de viento. Cuando se realizó el estudio dentro del túnel de viento se hizo un pareo de los sensores localizados en la residencia a escala real y los sensores correspondientes localizados en el modelo a escala 1:50, según se muestra en la Figura 3.2.

Tabla 3.1 Lista de sensores pareados por localización Escala Real vs. Túnel de Viento

Canales	
Escala Real	Túnel de Viento
2	57
3	55
5	44
6	42
7	34
9	12
10	1
11	3
12	8
13	141
15	177
16	197
17	210
18	190
19	270
20	272
21	261
22	225
23	217
24	215
28	319

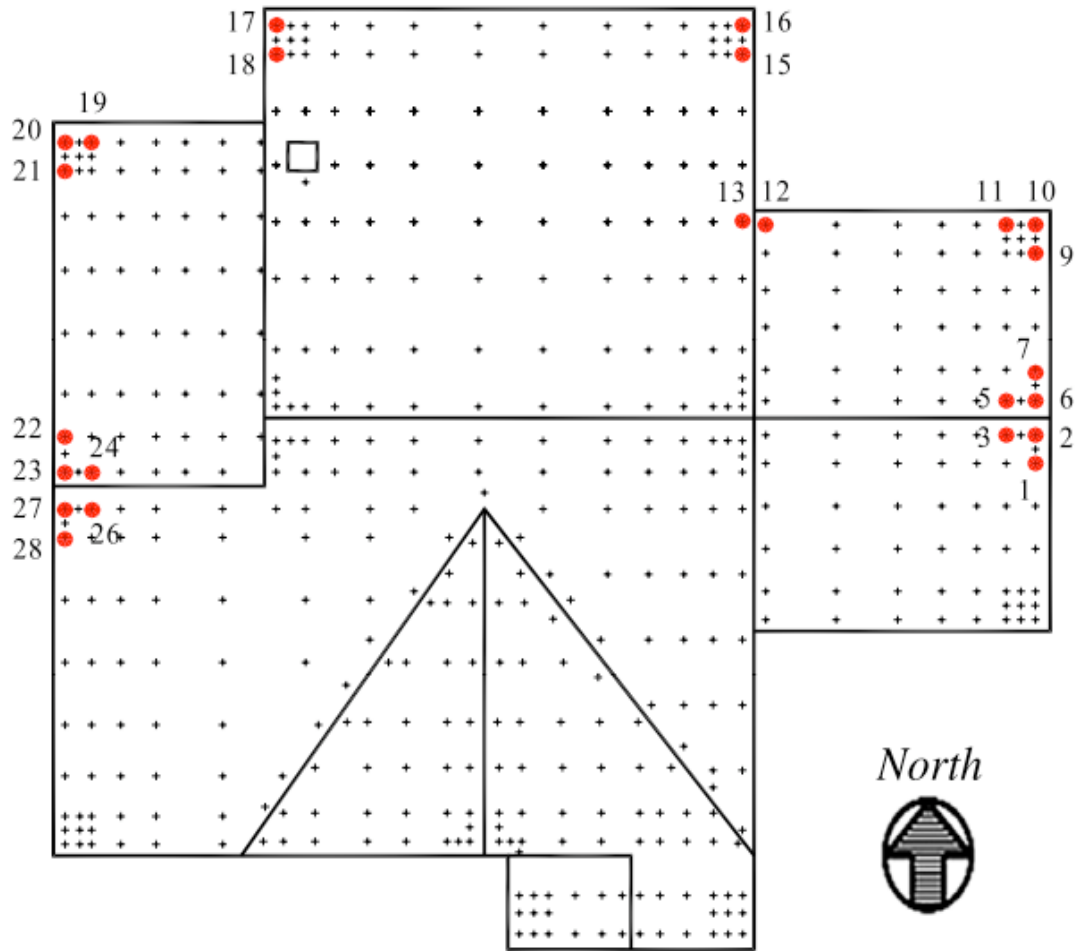


Figura 3.2 Plano de techo de la residencia FL-27 a escala 1:50 estudiada en el túnel de viento (Liu et al. 2009)

En el túnel de viento de la Universidad de Clemson en el estado de Carolina del Norte se construyó un modelo a escala de la residencia FL-27 y los suburbios alrededor como se muestra en la Figura 3.3. El propósito de este estudio era hacer una comparación entre los datos que se obtienen con pruebas a escala real y pruebas en el túnel de viento. Se instalaron quinientos-doce (512) sensores de presión en la superficie del techo del modelo a escala. Los sensores recopilaban la información a una frecuencia de 400 Hz y se filtró la información para obtenerla a 200 Hz. El coeficiente de presión se obtuvo del promedio de dieciséis (16) observaciones por cada sensor en el modelo.

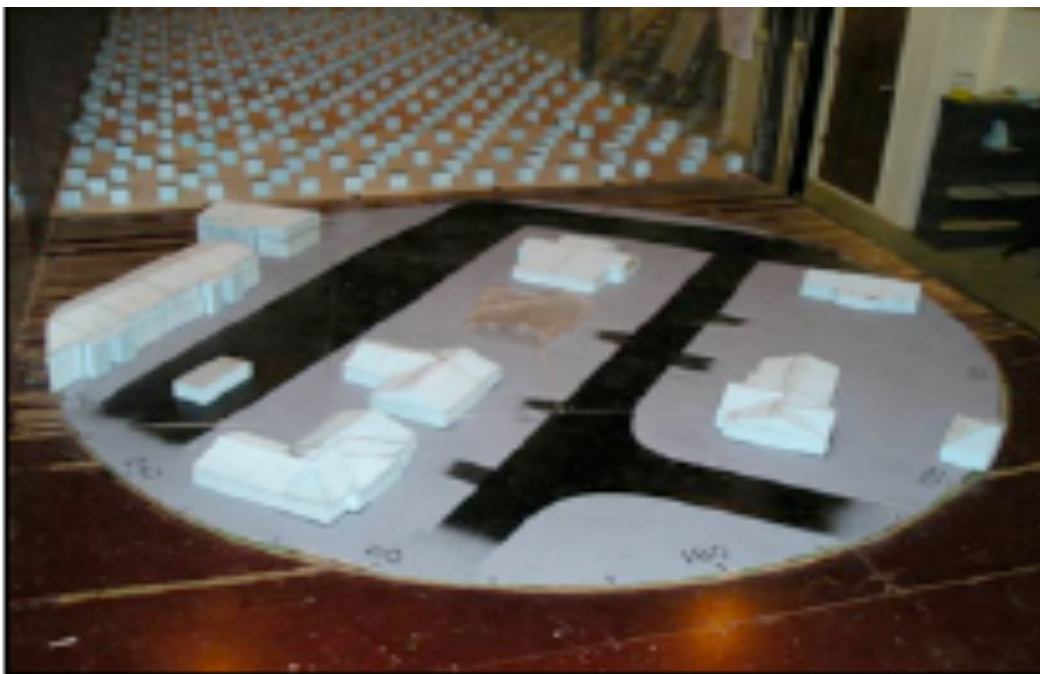


Figura 3.3 Modelo a escala 1:50 de la residencia FL-27 y los suburbios (Aponte,2006)

La Tabla 3.2 reporta la dirección promedio del viento medida a escala real en la residencia FL-27, y la dirección del viento estudiada en el túnel de viento. Además la Tabla 3.2 indica las velocidades mediadas a escala real durante el paso del huracán Iván. Las velocidades se midieron del promedio de la lectura de 15 minutos y la velocidad para una ráfaga de tres segundos.

Tabla 3.2 Dirección del viento y velocidades del viento medido durante el Huracán Iván a escala real y. túnel de viento, residencia FL-27 (Aponte, 2006)

Registro	Dirección Escala Real	Dirección Túnel de Viento	Velocidad del viento 15-min (m/s)	Velocidad del viento 3-seg (m/s)
134 - 135	108° - 113 °	110 °	15.5 - 15.5	27.8 - 27.8
136 - 137	120° - 124 °	120 °	15.4 - 16.6	36.5 - 31.2
138 - 139	125° - 128 °	130 °	16.1 - 16.0	34.9 - 29.8

3.2 Estudio a escala real y túnel de viento

Usando la plataforma del programa MATLAB versión 7.4, se creó un algoritmo o código general, mostrado en el Apéndice G para poder analizar los datos obtenidos de estudios reales realizados en residencias, edificios, puentes, entre otros, o estudios realizados en el túnel de viento a escala y data de campo.

Los datos obtenidos de los sensores de presión son información recopilada durante periodos de tiempo conocido como serie de tiempo como se muestra gráficamente en la Figura 3.4. Esta gráfica es la recopilación de los coeficientes de presiones que se obtuvieron en el sensor No. 6, para el registro 134. Esta recopilación es equivalente a una lectura de 15 minutos, que representa 9,000 valores. En el algoritmo desarrollado en esta investigación se le conoce como data a la variable que guarda esta información.

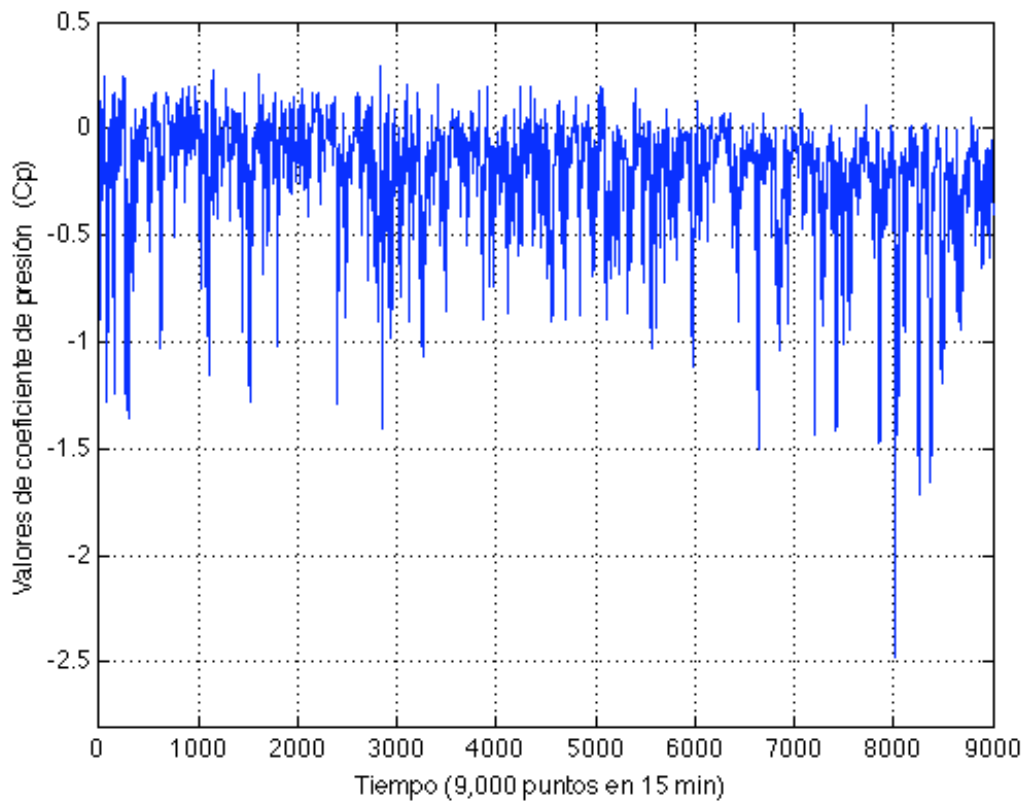


Figura 3.4 Serie de tiempo del sensor No. 6 del récord No. 134

El código general determina parámetros estadísticos que son necesarios para el estudio investigativo tales como el promedio, desviación estándar, sesgo (skewness), kurtosis (kurtosis), valores máximos y valores mínimos.

La variable μ representa el promedio de los datos que se determinó utilizando la ecuación (3-1). La variable n representa el total de la muestra y la variable X representa los valores de la muestra. Sigma (σ) representa la desviación estándar de los datos y fue determinada usando la ecuación (3-2).

$$\mu = \left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n X_i \quad (3-1)$$

$$\sigma = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \right) \sum (X_i - \mu)^2} \quad (3-2)$$

El sesgo fue determinado usando la ecuación 3-3, la cual indica la medida de la asimetría de los datos alrededor del promedio de la muestra.

$$S = \frac{E(x - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (3-3)$$

El kurtosis (K) es el grado de concentración que presentan los valores alrededor de la zona central de la distribución. Si el valor obtenido es igual a cero, ésta indica una distribución normal. Un kurtosis bajo tiene un valor menor de cero. Un kurtosis alto tiene un valor mayor de cero. El kurtosis fue calculado utilizando la ecuación 3-4.

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (3-4)$$

En esta investigación la variable DATA fue manipulada para trabajar con la asimetría positiva y trabajar con el lado derecho de la gráfica y en el dominio positivo. Esto se realizó para poder aplicar distribuciones probabilísticas que consideren valores extremos. La Figura 3.5 muestra la secuencia que se utilizó para la manipulación de los datos. En la Figura 3.5(a) se muestra los valores experimentales de la serie de tiempo convertido en histograma de barra. Una vez determinado el histograma de barras y calculada la asimetría, se va a multiplicar los datos por negativo para así poder cambiar la asimetría que sea negativa a positiva, como se muestra en la Figura 3.5(b). Con la asimetría positiva se realizó una traslación de los datos en el eje de x para que los valores estén en el dominio positivo mayor de cero, como se muestra en la Figura 3.5 (c). Esta traslación se realizó matemáticamente, la cual consiste en restarle el valor mínimo de los dato a todos los datos y sumarle un valor X para que así todos los datos sean mayor de cero. Al hacer la traslación el valor de X se varió de 0.01 hasta 5. Finalmente se determino que el valor de X se fijara a 0.01

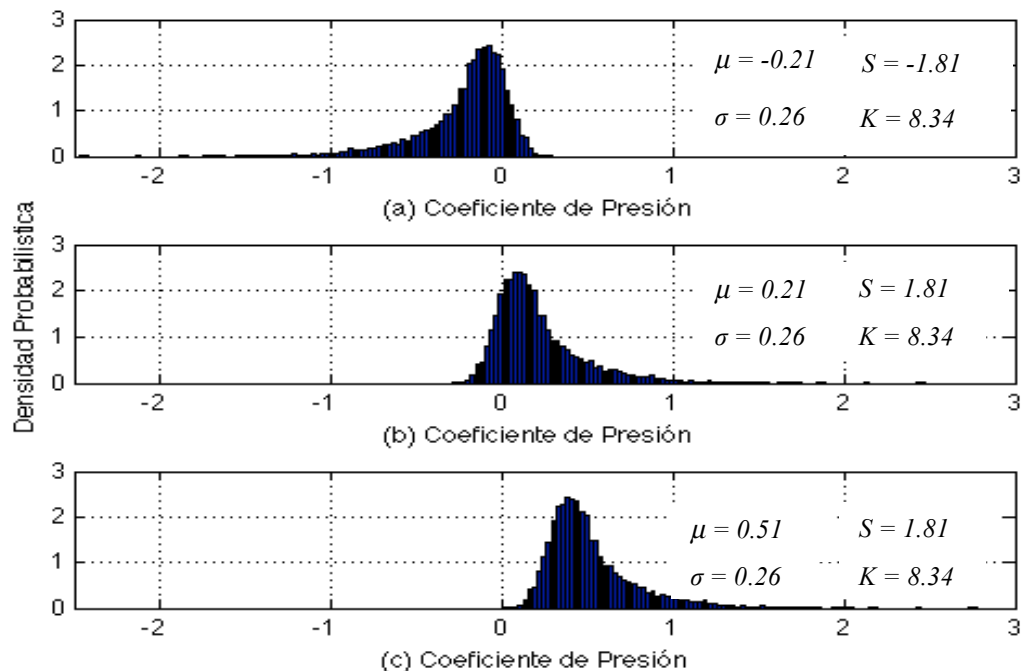


Figura 3.5 Histograma de barra de sensor No. 6, récord No. 134. (a) Histograma de barra de los datos originales, (b) Histograma de barra con asimetría positiva, (c) Histograma de barra en el régimen de domino positivo.

En la Figura 3.5 se muestran los valores estadísticos conocidos como los estimadores de momento que son el promedio (μ), desviación estándar (σ), sesgo (S) y kurtosis (K) para cada histograma de barra. Lo cual nos indica que aunque los datos fueron modificados, no alteran los valores originales.

Una vez creado el histograma de barra de los coeficientes de presión, se determina la función de densidad de probabilidad (PDF). El PDF permite analizar cómo se distribuyen las probabilidades de los valores analíticos o teóricos en relación con los valores experimentales. Siguiendo la investigación de Tieleman (2003), se estudiaron las siguientes tipos de distribuciones probabilísticas; distribución Gausiana (Normal) y Gamma.

El PDF de la distribución Gausiana se determinó usando la ecuación 3-5, para una variable continua X , (Ang. A y Tang W, 2007).

$$f_x(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]} \quad -\infty < x < \infty \quad (3-5)$$

donde, μ y σ son el promedio y la desviación estándar respectivamente, de la variable continua X .

$$f_x(x) = \{(x-v)/\beta\}^{\gamma-1} \exp\{(x-v)/\beta\}(\beta\Gamma(\gamma)) \text{ for } x > v \quad (3-6)$$

Para determinar el PDF de la distribución Gamma se utilizó la ecuación 3-6. En esta expresión γ , β y v son los parámetros de forma, escala y localización respectivamente, y $\Gamma(\)$ es la función de Gamma.

Repitiendo el estudio de Holmes (2003), esta investigación también se estudió la distribución probabilística, Valor Extremo Generalizado, conocida como (GEV), por sus siglas en inglés. Para determinar esta distribución probabilística se utilizó la ecuación 3-7.

$$f_x(x) = \exp\{-[1-\gamma(x-v)/\beta]^{1/\gamma}\} \quad (3-7)$$

donde β , γ y v son los parámetros de figura, forma y localización respectivamente. Esta ecuación es válida para cuando γ (parámetro de figura) es distinto de cero, por lo cual se utilizó la ecuación 3-8.

$$f_x(x) = \exp\{-\exp(-x - v) / \beta\} \quad (3-8)$$

En adición a las distribuciones probabilísticas estudiadas por diferentes investigadores en estudio previos, aplicó dos nuevas distribuciones probabilística no antes estudiadas. Estas distribuciones probabilística son las “Log-Logistic” y “T-Location Scale”. La variable X tiene una distribución “Log-Logistic” con los parámetros de localización y escala, μ y σ respectivamente. Esto ocurre si $\sigma > 0$ y el $\ln X$ tiene una distribución “Log-Logistic”. La distribución se determinó utilizando la ecuación 3-9.

$$f_x(x) = \frac{e^{\frac{x-\mu}{\sigma}}}{\sigma \left(1 + e^{\frac{x-\mu}{\sigma}}\right)^2} \quad (3-9)$$

La distribución “T-location Scale” se determinó utilizando la ecuación 3.10 para los cuales μ es el parámetro de localización, σ es el parámetro de escala en el cual es mayor de cero y v es el parámetro de forma el cual es mayor de cero.

$$f_x(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sigma \sqrt{v\pi} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \left[\frac{v + \left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{v} \right]^{-\left(\frac{v+1}{2}\right)} \quad (3-10)$$

Una vez calculados y graficados los diferentes PDF, se aplicó el método conocido como “Root Mean Square Error” (RMSE por sus siglas en inglés). Este método se utilizó para determinar cuál de los PDF es el que mejor se ajusta a los

valores experimentales. El método RMSE se utiliza para calcular el error que hay entre la diferencia del valor teórico (θ') y el valor experimental (θ) como se muestra en la Figura 3.6. En la Figura 3.6 se muestra una franja de color rojo (línea sólida gruesa delimitada por líneas entrecortadas) que denota la diferencia que hay entre el diagrama de barras, que representa los valores experimentales, y la línea sólida fina, que representa el valor teórico definido por el PDF. Dicha franja roja es el error. El RMSE se calculó utilizando la ecuación 3-11, donde se mide el promedio de la raíz cuadrado del error.

$$RMSE(x) = \sqrt{E((\theta' - \theta)^2)} \quad (3-11)$$

Una vez calculado el RMSE de cada PDF, el que obtuvo el menor valor es el que mejor se ajusta a los valores experimentales.

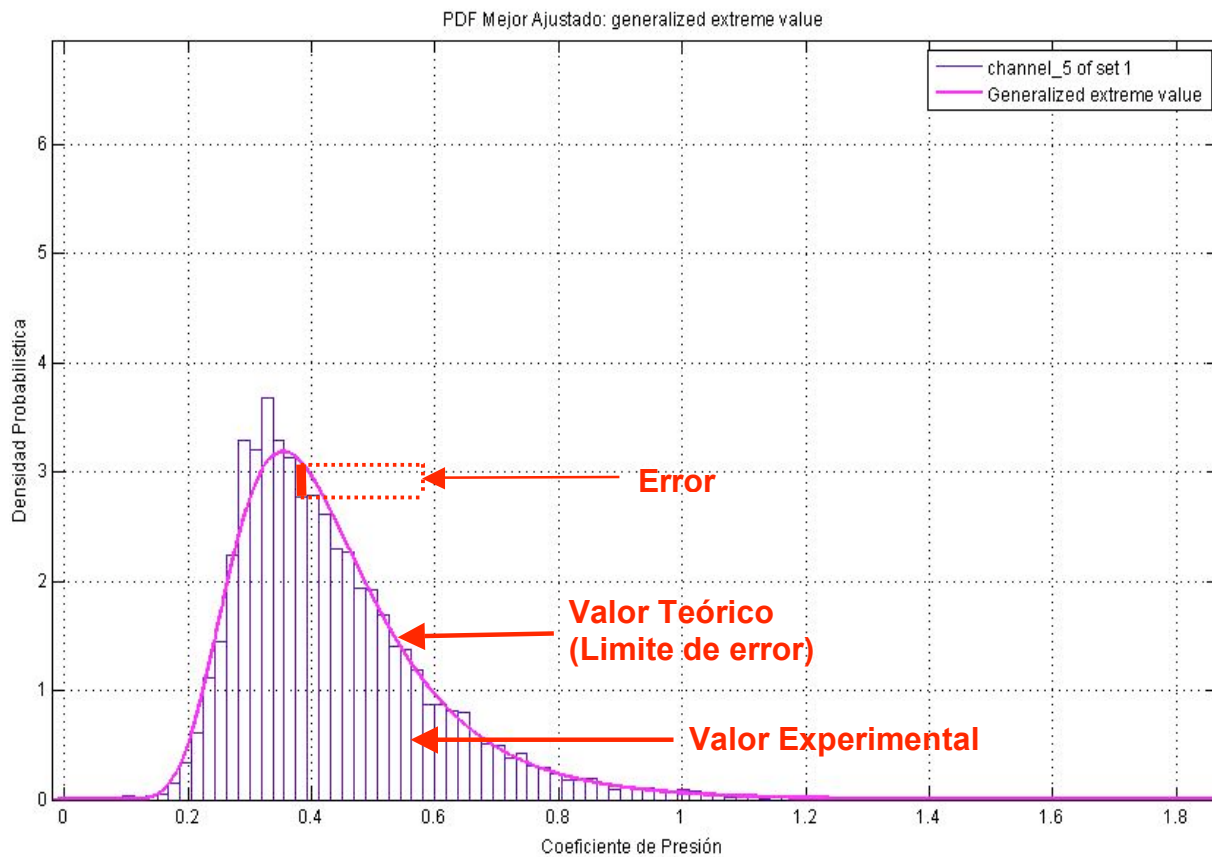


Figura 3.6 Explicación teórica del RMSE

3.3 Estimación de coeficientes de presión pico

La estimación de los coeficientes picos en el estándar del ASCE 7 se basa en la presunción de que los mismos son normalmente distribuidos. Aunque esta conjetura es errónea en el caso de estructuras de poca altura según presentado por (Tieleman et al., 2003 y Holmes) y más adelante en el capítulo cuatro. Para determinar los valores picos de las series de tiempo a escala real y las del túnel de viento, estudiadas en este reporte, se usara el código de MATLAB provisto en la página web del “National Institute of Standard and Technology” (NIST) por sus siglas en ingles. Dicho programa se utiliza para estimar los valores picos de series de tiempo no-Gaussianas, utilizando resultados clásicos de procesos Gaussianos, utilizando la metodología presentada por Sadek y Simiu (2002), también este procedimiento esta descrito por Tieleman et al. (2007).

El procedimiento para estimar los valores picos se basa en ajustar la distribución marginal Gamma modificada de tres parámetros (ver ecuación 3-6), a la serie de tiempo evaluada. Luego utilizando el proceso de delineación de un proceso no-Gausiano a uno Gausiano, se representa la distribución de los valores picos utilizando la distribución extrema tipo I (Gumbel). Cabe recalcar que los estimado obtenidos utilizando este procedimiento son basados en toda la información contenida en cada una de las series de tiempo, y estos son más estables comparados con los estimados basados en el valor pico máximo observado.

En resumen este procedimiento descrito por Tieleman et al. (2007) consiste en:

- 1) Ajustar la distribución Gamma de tres parámetros a las serie de tiempo $x(t)$, para obtener la distribución marginal $f_x(x)$ y la distribución acumulada $F_x(x)$
- 2) Aplicar el procedimiento de delineación “mapping” a una serie de tiempo $y(t)$ con una distribución normal estándar $f_y(y)$ y una

distribución acumulada $F_y(y)$ y la distribución acumulada de picos $F_{ypk}(y_{pk})$

3) Ahora la distribución acumulada de los picos de $x(t)$, $F_{xpk}(x_{pk})$, puede ser estimada mediante la delineación de $F_{ypk}(y_{pk})$ en la distribución de espacio de $x(t)$ (Figura 3.7). Este procedimiento es ejecutado en los siguientes pasos:

- seleccionar un valor $F'_{ypk}(y_{pk})$ entre cero y uno,
- encontrar el valor correspondiente de y_{pk} y
- el valor correspondiente de $F'_y(y)$,
- con $F'_x(x) = F'_y(y)$ determinar el valor correspondiente de $x(t)$,
- para el mismo valor para x_{pk} y la intercesión con la línea $F'_{xpk}(x_{pk}) = F'_{ypk}(y_{pk})$, un punto de la distribución acumulada de la distribución de los valores picos de $x(t)$ es obtenido.

Repetir los pasos de la letra a. hasta la e. para diferentes valores de $F'_{ypk}(y_{pk})$ para generar la distribución acumulada de los picos de $x(t)$.

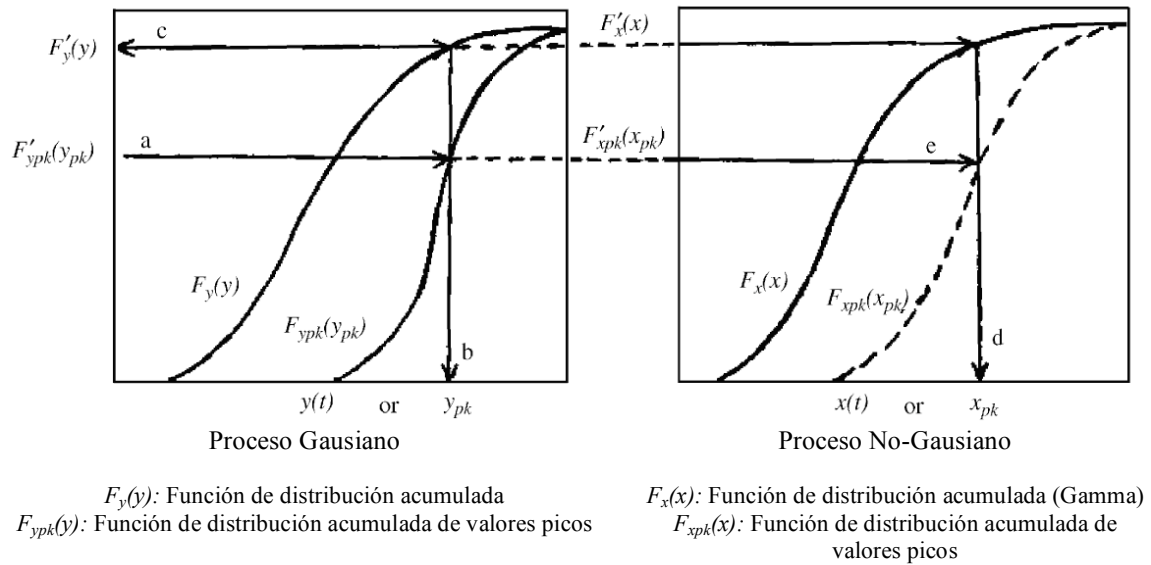


Figura 3.7 Delineación de un proceso no-Gaussiano, $x(t)$, basado en un proceso Gaussiano $y(t)$.

Finalmente de la distribución acumulada de los valores picos, se puede obtener la distribución marginal por derivación y consecuentemente el valor

promedio y la desviación estándar de la muestra, por lo que se puede estimar los parámetros de la localización y escala para la distribución Gumbel, de forma tal que se puede obtener valores picos y su probabilidad de no-excedencia utilizando la distribución Gumbel.

Capítulo 4 ANÁLISIS DE DATOS

4.1 Introducción

Este capítulo presenta los resultados obtenidos en esta investigación. La información obtenida incluye presiones de viento en estructuras de poca altura. Estas presiones de viento fueron obtenidas de estudios hechos en el campo por Aponte (2006) y estudios hechos en el túnel de viento (Liu, 2006). Los resultados obtenidos son presentados en forma de tablas e histogramas con el propósito de comparar las distribuciones probabilísticas y obtener conclusiones sobre cuál es la distribución probabilística que mejor describe los datos obtenidos en los estudios hechos a escala real y los del túnel de vientos.

Utilizando el código general, creado en MATLAB, se analizaron los datos obtenidos de los estudios hechos a escala real y los estudios realizados en el túnel de viento. Los registros analizados en esta investigación fueron los número 134 al 139 y los sensores 5,6 y 7. Estos canales son los considerados críticos ya que están en el lado de la residencia que recibió la carga del viento directamente, barlovento, y es donde se registraron las mayores presiones, como se muestra en la Figura 2.4 del estudio (Aponte et al., 2006). En este capítulo se va a mostrar como ejemplo los datos del registro 136 para los datos de escala real y datos del túnel de viento correspondiente a la dirección del promedio del viento de 110 grados. Los otros datos calculados se muestran en su totalidad en el los capítulos de apéndices.

4.2 Resultados escala real

En el capítulo tres de la metodología se explica la manipulación que se le realizó a la data para poder aplicarle los diferentes tipos de PDF a los datos experimentales. Parte de la manipulación fue la multiplicación de la data si el sesgo era negativo por negativo uno, del tal forma que el sesgo fuera positivo, y la translación para que todos los valores estuvieran en el dominio positivo. Se

estudiaron valores mínimos los cuales representan la variable X , en este caso el coeficiente de presión, y se determinaron los RMSE. En las Tablas 4.1 a la 4.3 se reportan los datos del RMSE variando la traslación en x del registro 136 de los sensores 5, 6 y 7, en el Apéndice A se encuentra los datos de los registro 134 al 139. La leyenda de los colores de las Tablas 4.1 a la 4.3 lo que quiere decir es lo siguiente, el color verde representa el valor mínimo encontrado de todas las variaciones analizadas, el crema representa el valor mínimo de cada columna y el color azul representa el valor mínimo de cada fila. La nomenclatura utilizada en las tablas presentadas en este capítulo es la siguiente:

NOR = Normal

GAM = Gamma

GEV = “Generalized Extreme Value”

L-L = “Log-Logistic Scale”

TLS = “T-Location Scale”

Tabla 4.1 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de x del registro 136 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la traslación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0749	0.0749	0.0717	0.0713	0.0749	0.0717	0.0713	0.0749	0.0717
GAM	0.0224	0.0324	0.0379	0.0435	0.0509	0.0566	0.0603	0.0661	0.0645
GEV	0.0208	0.0208	0.0183	0.0183	0.0208	0.0183	0.0183	0.0208	0.0183
L-L	0.0213	0.0201	0.0209	0.0235	0.0288	0.0309	0.0329	0.0376	0.0355
TLS	0.0360	0.0360	0.0331	0.0327	0.0360	0.0331	0.0327	0.0360	0.0331

	Valor mínimo de todas las variaciones
	Valor mínimo de la columna
	Valor mínimo de la fila

Tabla 4.2 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 136 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0667	0.0667	0.0678	0.0677	0.0667	0.0678	0.0677	0.0667	0.0678
GAM	0.0113	0.0251	0.0347	0.0401	0.0433	0.0528	0.0566	0.0580	0.0605
GEV	0.0016	0.0016	0.0024	0.0019	0.0016	0.0024	0.0019	0.0016	0.0024
L-L	0.0046	0.0131	0.0201	0.0237	0.0262	0.0334	0.0359	0.0370	0.0390
TLS	0.0370	0.0370	0.0380	0.0375	0.0370	0.0380	0.0375	0.0370	0.0380

Tabla 4.3 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 134 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0689	0.0689	0.0695	0.0692	0.0689	0.0695	0.0692	0.0689	0.0695
GAM	0.0115	0.0255	0.0348	0.0408	0.0445	0.0539	0.0579	0.0599	0.0620
GEV	0.0017	0.0017	0.0015	0.0018	0.0017	0.0015	0.0018	0.0017	0.0015
L-L	0.0048	0.0127	0.0187	0.0228	0.0252	0.0315	0.0342	0.0354	0.0368
TLS	0.0359	0.0359	0.0363	0.0363	0.0359	0.0363	0.0363	0.0359	0.0363

Como se puede observar en las Tablas 4.1 a la 4.3 el valor del *RMSE* en las distribuciones NOR, GEV y la TLS no se afecta, ni tienen algún cambio significativo al variar o aumentar el valor usado en la traslación de la data. Sin embargo las distribuciones GAM y la L-L tienen un valor menor del *RMSE* mientras que el valor de translación es de tal forma que el valor mínimo es cercano a cero. Al analizar todas las tablas de los registros estudiado presentadas en el apéndice A, se determinó que la distribución GEV a través de la variación en el valor de X es la que mejor se ajustan a los valores

experimentales. Para determinar los estimadores de momentos y analizar las distribuciones probabilísticas, la variable X se fijó de tal forma que el valor mínimo fuera de 0.01.

La Figura 4.1 presenta gráficamente la comparación de los resultados de las cinco (5) tipos de distribuciones probabilísticas utilizadas, para el registro número 136 utilizando la data a escala real en la residencia FL-27 durante el paso del huracán Iván en el 2004. En el Apéndice E se presentan las gráficas de todos los registro estudiados.

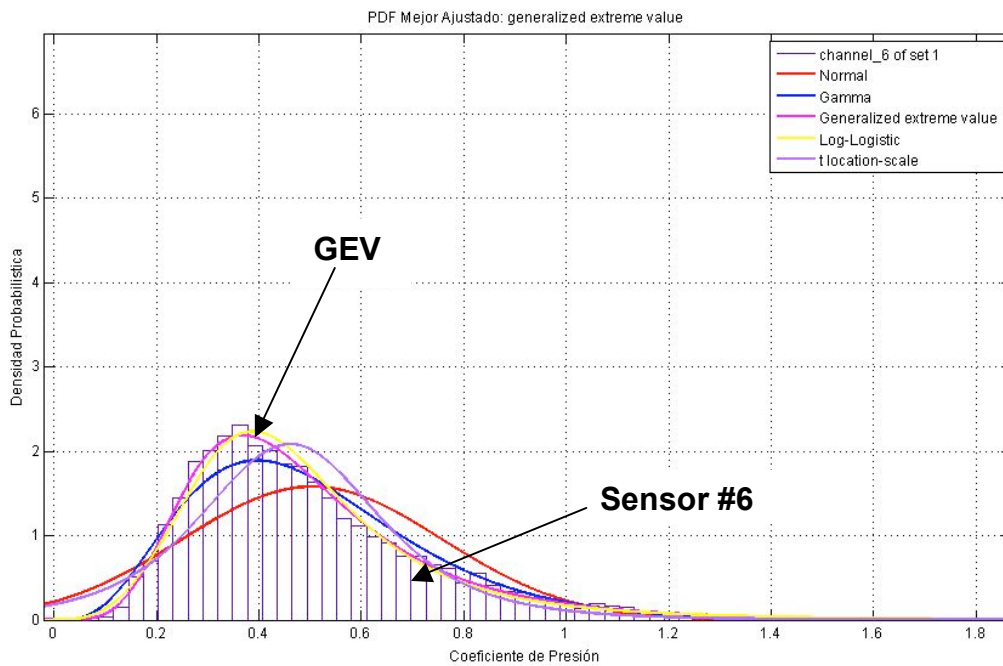


Figura 4.1 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro No. 136, Escala Real

Una vez calculados los diferentes PDF como se muestra en la Figura 4.1, se determinó cuál de los PDF se ajustaba mejor a los valores experimentales utilizando el RMSE. Los resultados de esta investigación indicaron que en el caso del sensor estudiado, el sensor 6 en el registro 136, el PDF conocido como GEV fue el de menor error, como se muestra en la Figura 4.1. También los valores numéricos de la Figuras 4.1 y 4.2 se muestran en la Tabla 4.4.

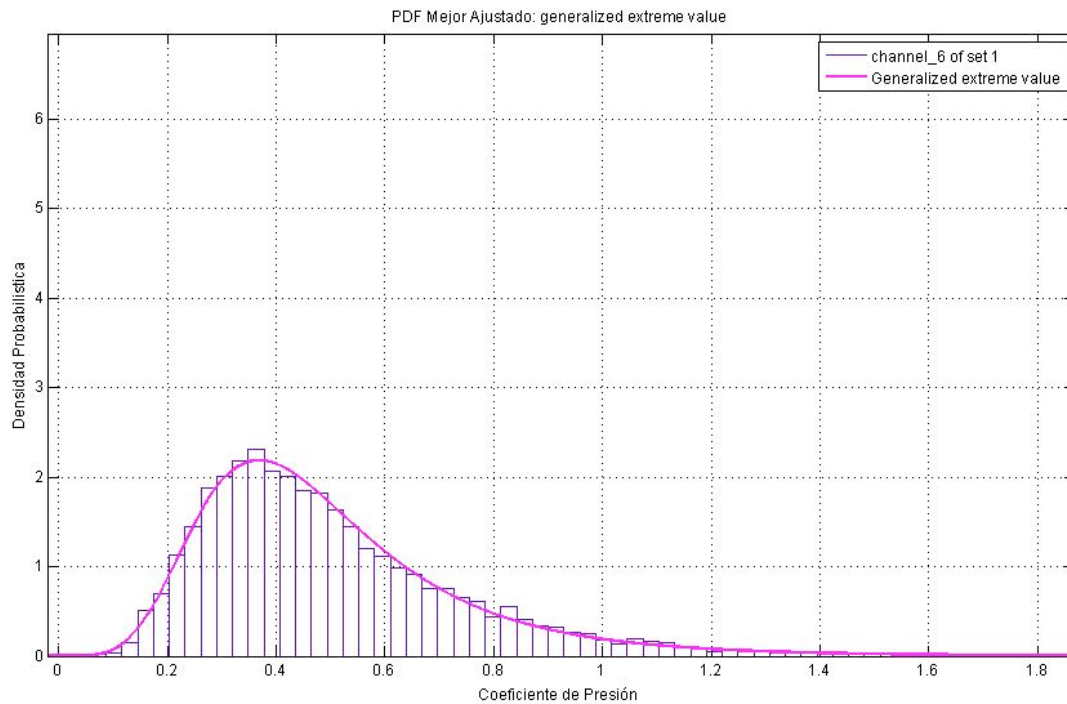


Figura 4.2 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 136, Escala Real

Tabla 4.4 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 136

PDF	Sensor		
	5	6	7
NOR	0.0749	0.0667	0.0689
GAM	0.0224	0.0113	0.0115
GEV	0.0208	0.0016	0.0017
L-L	0.0213	0.0046	0.0048
TLS	0.0360	0.037	0.0359

La Tabla 4.5 presenta un resumen de los resultados de las distribuciones probabilísticas que tuvieron el menor error utilizando el método del promedio del error cuadrático, RMSE, en los sensores 5, 6 y 7 de todos los registros estudiados.

Tabla 4.5 Distribuciones probabilísticas con menor RMSE en estudio a escala real

Sensor	Número de Récord : Mejor PDF Ajustado					
	134	135	136	137	138	139
5	TLS	L-L	GEV	L-L	GEV	GEV
6	L-L	GEV	GEV	GEV	GEV	GEV
7	L-L	GEV	GEV	L-L	L-L	GEV

En Tabla 4.5 presenta un resumen de los resultados de las distribuciones probabilísticas que tuvieron el menor error utilizando el método del promedio del error cuadrático, RMSE. Podemos ver que la distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores experimentales del estudio a escala real es la GEV en la mayoría de los casos. En los datos tabulados presentados en el apéndice A y apéndice C se puede ver que en los casos que la distribuciones L-L y TLS dominaron por encima de la GEV como se muestra en la Tabla 4.5 la diferencia que se encontró entre los valores de RMSE no fueron significativas por lo tanto la GEV sigue siendo una buena distribución para poder modelar los valores experimentales.

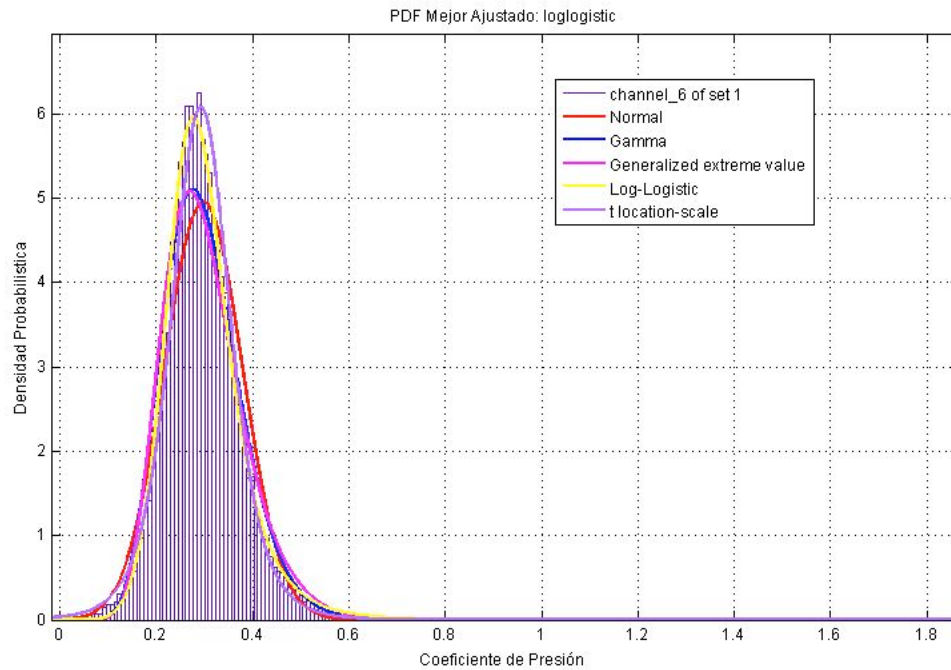
En la Tabla 4.6 y en el Apéndice C se presenta la descripción estadística de la data de campo original y la data modificada según presentado en el capítulo tres. Se puede observar que los valores máximos, mínimos y el sesgo fueron los únicos modificados. Esta información es de vital importancia ya que la misma es utilizada para trasladar los valores obtenidos de la mejor PDF a la escala correspondiente a la data de campo original.

Tabla 4.6 Estimadores de momento del registro 136, escala real

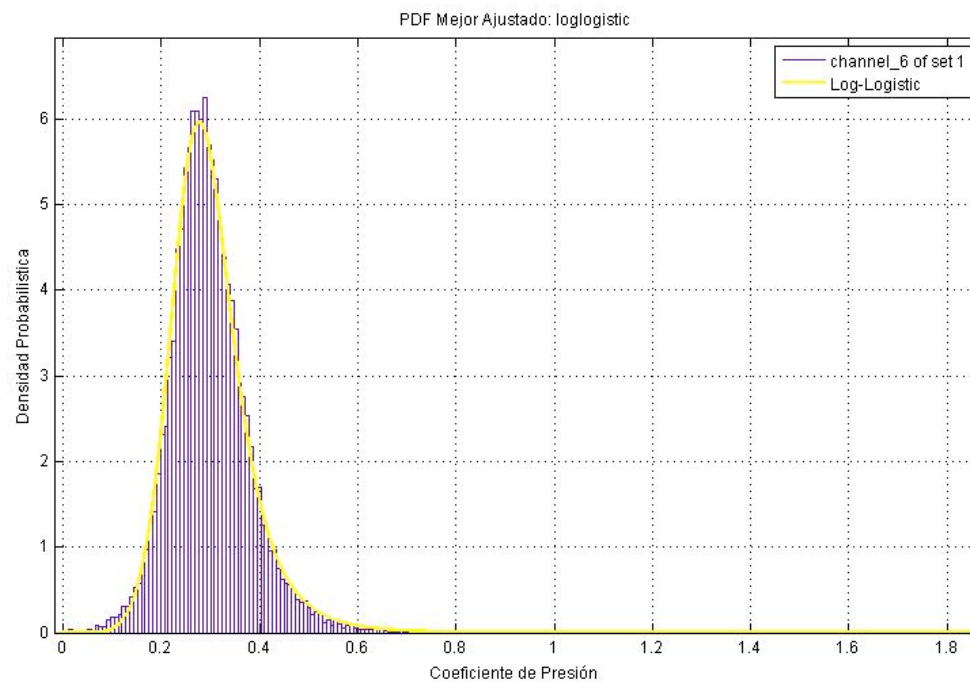
	Sensores (Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-2.0984	0.3102	-0.0818	0.1964	-1.5961	8.2724
	6	-2.4561	0.2670	-0.2264	0.2527	-1.7487	8.9792
	7	-2.2550	0.3326	-0.1171	0.2112	-1.7590	9.3445
Data Modificada	5	0.01	2.4186	0.4021	0.1964	1.5961	8.2724
	6	0.01	2.7331	0.5034	0.2527	1.7487	8.9792
	7	0.01	2.5976	0.4597	0.2112	1.7590	9.3445

4.3 Resultados Túnel de Viento

El estudio, llevado a cabo por la Universidad de Clemson en el túnel de viento consistió de un modelo a escala de 1:50 de la residencia FL-27. El propósito de este estudio era hacer una comparación entre los resultados a escala real y los resultados del túnel de viento. Los registros analizados en esta investigación fueron los correspondientes a la dirección del viento de 110° a 130°, según se indica en la Tabla 3.2, equivalentes a la dirección del viento en los registros 134 al 139 en los estudios a escala real. En la Figura 4.3 se muestra los PDF estudiado del registro de la dirección de 110° del sensor número 6 del estudio en el túnel de viento. En la Figura 4.4 se muestra el PDF que obtuvo el menor RMSE de las cinco distribuciones probabilísticas utilizadas, la misma fue “log-logistic scale”.



**Figura 4.3 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del récord de 110°,
Túnel Viento**



**Figura 4.4 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos
del sensor No.6 del registro de 110°, Túnel de Viento**

Al igual que en el estudio realizado a escala real, en el estudio del túnel de viento se analizaron los RMSE variando el valor de X. Esto se muestra en las Tablas 4.7 a la 4.9, y en el Apéndice B. Podemos determinar que la distribución que mejor se ajusta a los valores experimentales es la distribución L-L. Y mientras el valor de X tienda a cero, menor RMSE se obtiene. La distribución L-L se ajusta mejor a los valores ya que es una distribución que tiene una cola más larga y un kurtosis mayor que una distribución normal.

Tabla 4.7 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 110 del sensor 5 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249
GAM	0.1153	0.1312	0.1516	0.1652	0.1746	0.1941	0.2027	0.2075	0.2106
GEV	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211
L-L	0.0135	0.0147	0.0221	0.0274	0.0311	0.0388	0.0422	0.0441	0.0454
TLS	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295

Tabla 4.8 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 110 del sensor 6 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430
GAM	0.0874	0.0834	0.0955	0.1041	0.1102	0.1230	0.1286	0.1318	0.1338
GEV	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049
L-L	0.0127	0.0118	0.0185	0.0234	0.0269	0.0341	0.0373	0.0390	0.0402
TLS	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378

Tabla 4.9 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 110 del sensor 7 del estudio en el túnel de viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208
GAM	0.0772	0.0755	0.0832	0.0893	0.0938	0.1038	0.1084	0.1111	0.1128
GEV	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090
L-L	0.0107	0.0072	0.0102	0.0129	0.0150	0.0198	0.0220	0.0233	0.0242
TLS	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215

La Tabla 4.10 presenta un resumen de los resultados de las distribuciones probabilísticas que tuvieron el menor error utilizando el método del promedio del error cuadrático, RMSE, en cada canal considerado en el túnel de viento.

Tabla 4.10 Distribuciones probabilísticas con menor error en el túnel de viento

Sensor		Dirección del viento en el túnel de viento		
Escala Real	Túnel de Viento	110°	120°	130°
		<i>Mejor PDF Ajustado</i>		
5	44	L-L	L-L	GEV
6	42	L-L	L-L	L-L
7	34	L-L	L-L	L-L

Una vez determinado los valores de los estimadores de momentos, podemos notar que los valores de las desviación estándar son pequeños lo cual nos dice que los valores de la data no se alejan de los valores promedios. También podemos identificar en la Tabla 4.11 y en el Apéndice C que los valores del sesgo “skewness” son similares a los valores obtenidos en la data de campo, pero los valores del kurtosis son más altos en los datos del túnel de vientos. Esto

es indicativo que las series de tiempo simuladas en el túnel de viento no tiene la misma descripción estadística que la data de campo.

Tabla 4.11 Estimadores de momento del registro 110, túnel de viento

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.0328	0.2099	-0.0730	0.0829	-1.7204	11.7492
	6	-0.8730	0.2080	-0.0796	0.0805	-0.9907	7.2176
	7	-0.8396	0.2557	-0.0979	0.0833	-0.9431	7.0029
Data Modificada	5	0.01	1.2527	0.2930	0.0829	1.7204	11.7492
	6	0.01	1.0910	0.2976	0.0805	0.9907	7.2176
	7	0.01	1.1052	0.3636	0.0833	0.9431	7.0029

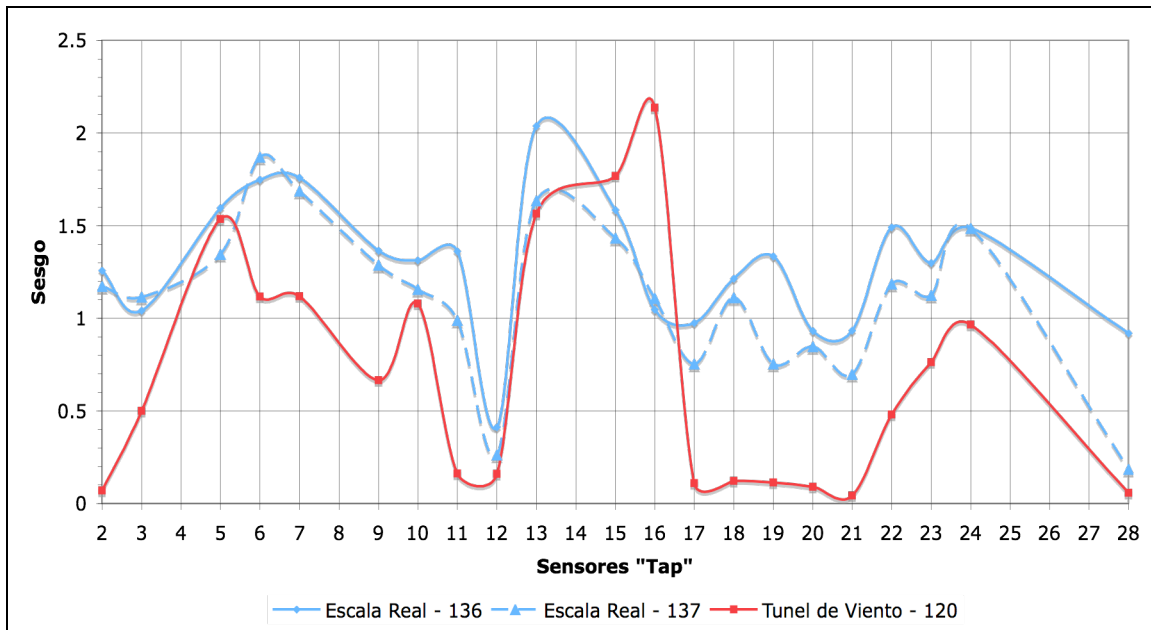
4.4 Comparación de Escala Real vs Túnel de Viento

Esta investigación tiene como uno de los objetivo principal comparar los datos y los resultados del estudio realizado a escalara real versus el estudio realizado en el laboratorio del túnel de viento. Podemos notar que la distribución que mejor se ajusto en los valores de escala real fue la GEV, no coincidiendo así con la data del túnel viento, ya que la mejor distribución probabilística que se ajustó fue la L-L.

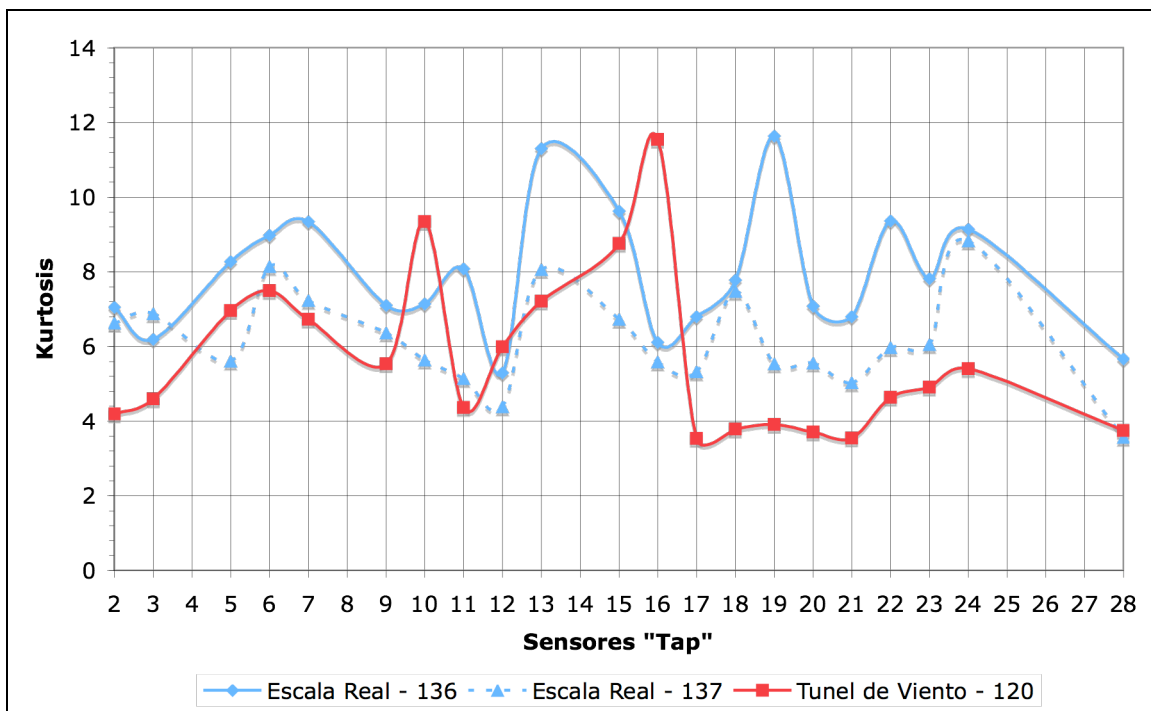
Como se muestran en la Figura 4.5 (a) y (b) se presenta la diferencia entre los parámetros estadísticos del sesgo y el kurtosis respectivamente, cuando se comparan las series de tiempo a escala real y túnel de vientos. Dicha diferencia indica que la variabilidad de los datos del túnel de viento son menores cuando se comparan con la variabilidad de los datos medidos a escala real, por ende los valores extremos picos a escala real exceden los valores determinados en túnel de viento.

En la Figura 4.6 se muestras la comparación gráfica del sensor 6 del registro 136 a escala real (a) y en el túnel de viento (b). En esta gráfica se muestra claramente que el sesgo (modificado) del los datos a escala real tiene un valor de $S = 1.8138$, y el mismo es mayor que el obtenido en la del túnel del viento, que tiene un valor de $S = 0.9907$. Esto se presenta para todos los

registros en las gráficas presentadas en los apéndices E y F y los valores numéricos tabulados en las tablas presentadas en el apéndice C.



(a)



(b)

Figura 4.5 Comparación de datos estadísticos de los sensores de registros a escala real y túnel de viento (a) Sesgo (b) Kurtosis

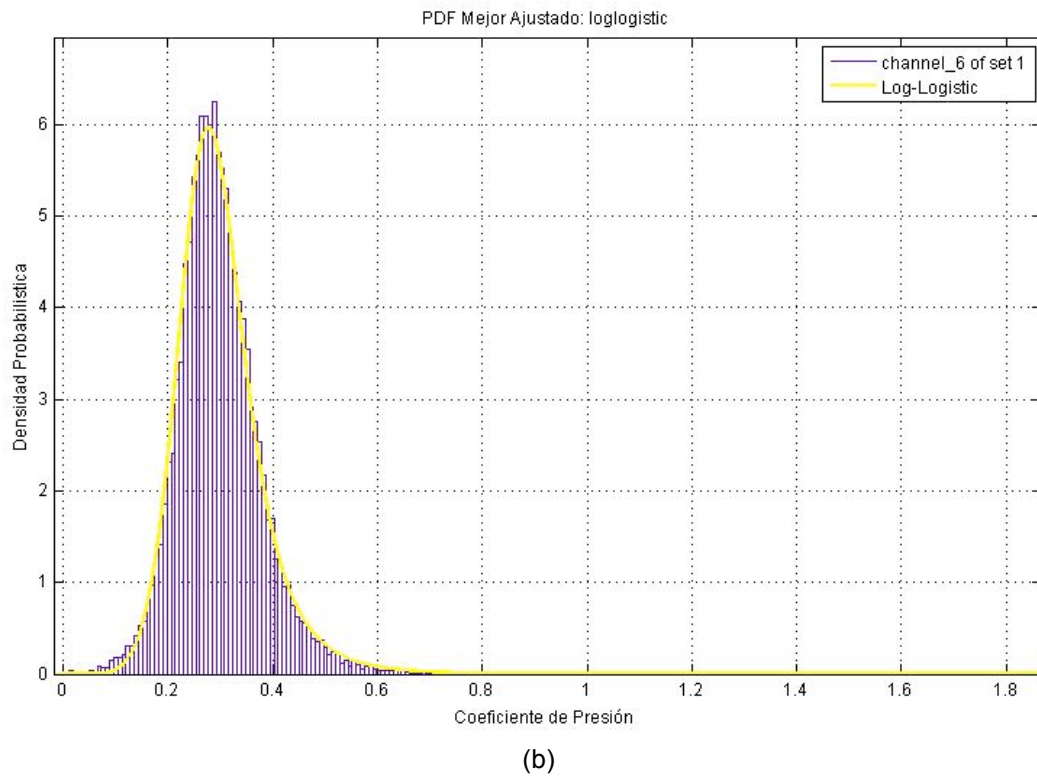
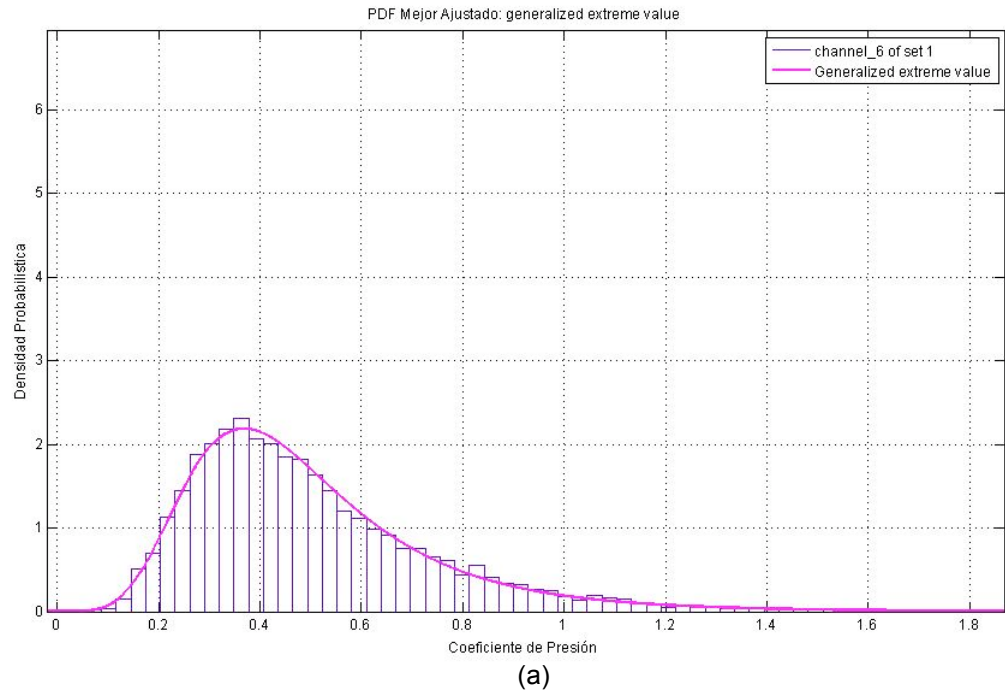


Figura 4.6 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6. (a) Escalera real (b) Túnel de viento

4.3 Estimación de probabilidad de no-excedencia de valores picos ASCE 7

Utilizando la metodología presentada en la sección 3.2 se estimó la probabilidad de no-excedencia de los coeficientes de presión picos para los registros de escala real del 134 al 139, con el valor sugerido del estándar ASCE 7 de -2.6. Este es el valor correspondiente a la casa FL-27 cuyo ángulo de inclinación del techo es de 23°. Esto se realizó para dos escenarios. El primero es para la duración de cada record medido a escala real de 15 minutos; y el segundo escenario fue considerando una duración de 1 hora para cada record de 15 minutos. El segundo escenario es para tomar en consideración que en la práctica de modelaje en el túnel de viento los valores picos se estiman de registros equivalentes a una duración de una hora en la escala real. La Tabla 4.12 presenta los resultados obtenidos en el sensor 6, el cual experimentó los valores picos máximos del análisis de la datos de campo y la probabilidad de no-excedencia del valor pico máximo $GC_p = -2.6$, según el ASCE 7 por la ubicación e inclinación del techo.

Tabla 4.12 Probabilidad de excedencia del valor pico $GC_p = -2.6$ del ASCE 7

GCp = -2.6, valor según el ASCE 7 - según ubicación e inclinación en el techo					
Sensor 6	Escenario 1 (duration = 15 min)		Escenario 2 (duration = 60 min)		Cp _{CAMPO} pico
	p(no-ex)	1-p(no-ex)	p(no-ex)	1-p(no-ex)	
Registro 134	91.8%	8.2%	71.0%	29.0%	-2.47
Registro 135	99.9%	0.1%	96.3%	3.7%	-2.71
Registro 136	97.3%	2.7%	89.4%	10.6%	-2.46
Registro 137	98.8%	1.2%	95.0%	5.0%	-1.80
Registro 138	98.7%	1.3%	94.6%	5.4%	-2.10
Registro 139	100.0%	0.0%	100.0%	0.0%	-1.72
Registro 140	98.8%	1.2%	95.0%	5.0%	-2.38

Capítulo 5 CONCLUSIONES

5.1 Conclusiones

En esta investigación se consideraron las series de tiempos de presiones de viento en el techo de la estructura FCMP FL-27 medidos a escala real y modelados en el túnel de viento. El análisis y comparación de la data de ambos, casos permite cerrar la brecha y así entender el comportamiento de las presiones del viento en ambos escenarios. Esta investigación pudo determinar las siguientes conclusiones:

- Comparando los resultados de este estudio con el alcance de la investigación realizada por Tieleman (2007), se verificó que la distribución probabilística que mejor se ajusta a los datos medidos en el túnel de viento es la distribución gamma cuando se compara con las distribuciones Gumbel y Normal.
- Comparando los resultados de este estudio con el alcance de la investigación realizada por Holmes (2003), se verificó que la distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos a escala real es la Valor Extremo Generalizado (GEV), si se toman en cuenta solamente las distribuciones estudiadas antes de esta investigación.
- Esta investigación estudió distribuciones probabilísticas adicionales a las estudiadas por Tieleman (2007) y Holmes (2003), mediante el algoritmo preparado en MATLAB para realizar esta investigación. Dicho análisis proveyó resultados que indican que la distribución probabilística que mejor se ajusta a los datos medidos en el túnel de viento es la “log-logistic” y la GEV para los datos de campo.
- Hay una diferencia notable entre los valores picos extremos de escala real y túnel de viento en adición a la diferencia notable en el sesgos y kurtosis, lo cual es indicativo que las series de tiempo generadas en el túnel de viento no replican lo que ocurre en la escala real.

REFERENCIAS

- Ang, A., y Tang, W. (2007). Probability concepts in engineering: emphasis on applications in civil & environmental engineering (2nd ed.). New York: Wiley.
- Aponte, L. D. (2006) "Measured hurricane wind pressure on full-scale residential structures: analysis and comparison to wind tunnel studies and ASCE-7", Doctoral Philosophy Dissertation, University of Florida, Gainesville, FL. Department of Civil and Coastal Engineering.
- Aponte-Bermudez L.D., Gurley K, Prevatt D.O., y Reinhold T. (2007).
Uncertainties in the measurements and analysis of full-scale Hurricane wind pressures on low- rise structures. In: Cheung JCK, editor. 12th International Conference on Wind Engineering. Cairns (Australia): Australasian Wind Engineering Society; p. 1655-62.
- Caracoglia, L., y Jones, N. P. (2009). Analysis of full-scale wind and pressure measurements on a low-rise building. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 97(5-6), 157-173.
doi:[10.1016/j.jweia.2009.06.001](https://doi.org/10.1016/j.jweia.2009.06.001)
- Clemson University Civil Engineering Department Applied Fluid Mechanics.
(n.d.). Retrieved November 23, 2010, from
http://www.clemson.edu/ce/research/afm_facilities.php
- Florida Coastal Monitoring Program. (n.d.). Retrieved November 23, 2010, from
<http://fcmp.ce.ufl.edu/>
- Gamble, S., "Wind Tunnels Testing", Structural Magazine, November (2003) pp. 24-27
- Holmes, J. (2003). Probability distributions of extreme pressure coefficients. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 91(7), 893-901.
doi:[10.1016/S0167-6105\(03\)00019-9](https://doi.org/10.1016/S0167-6105(03)00019-9)
- Liu, Z.,(2006) "Field Measurements and Wind Tunnel Simulation of Hurricane Wind Loads on Single Family Dwellings," PhD Dissertation, Clemson

- University, Department of Civil and Coastal Engineering, Clemson, SC, USA.
- Liu, Z., Prevatt, D., Aponte-Bermudez, L., Gurley, K., Reinhold, T., y Akins, R. (2009). Field measurement and wind tunnel simulation of hurricane wind loads on a single family dwelling. Engineering Structures. doi:[10.1016/j.engstruct.2009.04.009](https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2009.04.009)
- Mood, A. M., F. A. Graybill, y D. C. Boes, Introduction to the Theory of Statistics, 3rd edition, McGraw-Hill, 1974, pp. 540-541
- Sadek, F., y Simiu, E. (2002). Peak Non-Gaussian Wind Effects for Database-Assisted Low-Rise Building Design. Journal of Engineering Mechanics, 128(5), 530. doi:[10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(2002\)128:5\(530\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(2002)128:5(530))
- Special-Purpose Software: MATLAB Functions for Estimation of Peaks from Time Series. (n.d.). Retrieved April 3, 2011, from http://www.itl.nist.gov/div898/winds/peakest_files/peakest.htm
- Stathopoulos, T. (1979). "Turbulent wind action on low-rise buildings," Ph.D. thesis, The University of Western Ontario, London, Ontario, Canada.
- Stathopoulos, T. (2003). Wind loads on low buildings: in the wake of Alan Davenport's contributions. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 91(12-15), 1565-1585. doi:[10.1016/j.jweia.2003.09.019](https://doi.org/10.1016/j.jweia.2003.09.019)
- Suresh, K. y Stathopoulos, T. "Wind Loads on low building roofs: a stochastic perspective ", Journal of structural engineering / august / (2000), pp. 944-956
- Tieleman, H., Ge, Z., Hajj, M., y Reinhold, T. A. (2003). Pressures on a surface-mounted rectangular prism under varying incident turbulence. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 91(9), 1095-1115. doi:[10.1016/S0167-6105\(03\)00045-X](https://doi.org/10.1016/S0167-6105(03)00045-X)
- Tieleman, H. (2003). Wind tunnel simulation of wind loading on low-rise structures: a review. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 91(12-15), 1627-1649. doi:[10.1016/j.jweia.2003.09.021](https://doi.org/10.1016/j.jweia.2003.09.021)

Tieleman, H., Ge, Z., y Hajj, M. (2007). Theoretically estimated peak wind loads.
Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 95(2), 113-132.
doi:[10.1016/j.jweia.2006.05.004](https://doi.org/10.1016/j.jweia.2006.05.004)

Apéndice A

**Tablas RMSE calculados para escala real
variando la traslación en X**

Tabla A.1 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 134 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0654	0.0654	0.0658	0.0654	0.0658	0.0658	0.0658	0.0658	0.0658
GAM	0.0621	0.0514	0.0513	0.0522	0.0537	0.0574	0.0594	0.0607	0.0615
GEV	0.0650	0.0650	0.0654	0.0650	0.0654	0.0654	0.0654	0.0654	0.0654
L-L	0.0775	0.0556	0.0502	0.0472	0.0468	0.0458	0.0457	0.0458	0.0459
TLS	0.0462	0.0462	0.0468	0.0462	0.0468	0.0468	0.0468	0.0468	0.0468

Tabla A.2 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 134 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0947	0.0947	0.0937	0.0945	0.0947	0.0937	0.0945	0.0947	0.0937
GAM	0.0268	0.0428	0.0527	0.0601	0.0652	0.075	0.0806	0.0837	0.0846
GEV	0.0062	0.0062	0.0061	0.0063	0.0062	0.0061	0.0063	0.0062	0.0061
L-L	0.0053	0.0151	0.0223	0.0275	0.0313	0.039	0.0429	0.0453	0.0463
TLS	0.0297	0.0297	0.0296	0.0295	0.0297	0.0296	0.0295	0.0297	0.0296

Tabla A.3 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 134 del sensor 7 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1184	0.1177	0.1177	0.1182	0.1177	0.1182	0.1182	0.1182	0.1182
GAM	0.0356	0.0357	0.0543	0.0677	0.0757	0.0823	0.0953	0.1014	0.1049
GEV	0.0133	0.0132	0.0132	0.0132	0.0132	0.0132	0.0132	0.0132	0.0132
L-L	0.0081	0.0082	0.0191	0.0282	0.0335	0.0383	0.0474	0.0516	0.0540
TLS	0.1107	0.1163	0.1151	0.1171	0.1172	0.1179	0.1181	0.1182	0.1182

Tabla A.4 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 135 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.2061	0.2061	0.2059	0.2059	0.2059	0.2059	0.2059	0.2059	0.2059
GAM	0.0848	0.1182	0.1378	0.1378	0.1589	0.1768	0.1848	0.1893	0.1922
GEV	0.0301	0.0301	0.0298	0.0298	0.0298	0.0298	0.0298	0.0298	0.0298
L-L	0.0280	0.0515	0.0645	0.0645	0.0791	0.0913	0.0967	0.0997	0.1017
TLS	0.0796	0.0796	0.0784	0.0784	0.0784	0.0784	0.0784	0.0784	0.0784

Tabla A.5 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 135 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0866	0.0866	0.0860	0.0860	0.0866	0.0860	0.0862	0.0866	0.0860
GAM	0.0284	0.0428	0.0514	0.0514	0.0616	0.0701	0.0744	0.0772	0.0782
GEV	0.0070	0.0070	0.0071	0.0071	0.0070	0.0071	0.0072	0.0070	0.0071
L-L	0.0134	0.0240	0.0305	0.0305	0.0380	0.0442	0.0472	0.0492	0.0500
TLS	0.0461	0.0461	0.0459	0.0459	0.0461	0.0459	0.0458	0.0461	0.0459

Tabla A.6 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 135 del sensor 7 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1397	0.1397	0.1387	0.1387	0.1387	0.1387	0.1387	0.1387	0.1387
GAM	0.0561	0.0755	0.0872	0.0872	0.1015	0.1147	0.1209	0.1246	0.1270
GEV	0.0174	0.0174	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171	0.0171
L-L	0.0262	0.0399	0.0480	0.0480	0.0580	0.0672	0.0715	0.0740	0.0756
TLS	0.0676	0.0676	0.0667	0.0667	0.0667	0.0667	0.0667	0.0667	0.0667

Tabla A.7 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 136 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0749	0.0749	0.0717	0.0713	0.0749	0.0717	0.0713	0.0749	0.0717
GAM	0.0224	0.0324	0.0379	0.0435	0.0509	0.0566	0.0603	0.0661	0.0645
GEV	0.0208	0.0208	0.0183	0.0183	0.0208	0.0183	0.0183	0.0208	0.0183
L-L	0.0213	0.0201	0.0209	0.0235	0.0288	0.0309	0.0329	0.0376	0.0355
TLS	0.0360	0.0360	0.0331	0.0327	0.0360	0.0331	0.0327	0.0360	0.0331

Tabla A.8 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 136 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0667	0.0667	0.0678	0.0677	0.0667	0.0678	0.0677	0.0667	0.0678
GAM	0.0113	0.0251	0.0347	0.0401	0.0433	0.0528	0.0566	0.0580	0.0605
GEV	0.0016	0.0016	0.0024	0.0019	0.0016	0.0024	0.0019	0.0016	0.0024
L-L	0.0046	0.0131	0.0201	0.0237	0.0262	0.0334	0.0359	0.0370	0.0390
TLS	0.0370	0.0370	0.0380	0.0375	0.0370	0.0380	0.0375	0.0370	0.0380

Tabla A.9 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 136 del sensor 7 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.0689	0.0689	0.0695	0.0692	0.0689	0.0695	0.0692	0.0689	0.0695
GAM	0.0115	0.0255	0.0348	0.0408	0.0445	0.0539	0.0579	0.0599	0.0620
GEV	0.0017	0.0017	0.0015	0.0018	0.0017	0.0015	0.0018	0.0017	0.0015
L-L	0.0048	0.0127	0.0187	0.0228	0.0252	0.0315	0.0342	0.0354	0.0368
TLS	0.0359	0.0359	0.0363	0.0363	0.0359	0.0363	0.0363	0.0359	0.0363

Tabla A.10 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 137 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1959	0.1959	0.1959	0.1959	0.1959	0.1959	0.1959	0.1959	0.1959
GAM	0.0481	0.0912	0.1171	0.1431	0.1431	0.1640	0.1731	0.1781	0.1813
GEV	0.0195	0.0195	0.0195	0.0195	0.0195	0.0195	0.0195	0.0195	0.0195
L-L	0.0136	0.0403	0.0590	0.0784	0.0784	0.0943	0.1011	0.1049	0.1073
TLS	0.0923	0.0923	0.0923	0.0923	0.0923	0.0923	0.0923	0.0923	0.0923

Tabla A.11 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 137 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1736	0.1736	0.1730	0.1730	0.1730	0.1730	0.1730	0.1730	0.1730
GAM	0.0440	0.0836	0.1044	0.1262	0.1262	0.1441	0.1521	0.1566	0.1595
GEV	0.0063	0.0063	0.0055	0.0055	0.0055	0.0055	0.0055	0.0055	0.0055
L-L	0.0106	0.0362	0.0510	0.0673	0.0673	0.0808	0.0867	0.0901	0.0923
TLS	0.0659	0.0659	0.0650	0.0650	0.0650	0.0650	0.0650	0.0650	0.0650

Tabla A.12 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 137 del sensor 7 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.2181	0.2181	0.2223	0.2223	0.2223	0.2223	0.2223	0.2223	0.2223
GAM	0.0541	0.1056	0.1374	0.1655	0.1655	0.1880	0.1977	0.2031	0.2065
GEV	0.0142	0.0142	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156
L-L	0.0122	0.0434	0.0659	0.0863	0.0863	0.1027	0.1097	0.1136	0.1161
TLS	0.0817	0.0817	0.0846	0.0846	0.0846	0.0846	0.0846	0.0846	0.0846

Tabla A.13 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 138 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1303	0.1303	0.1310	0.1303	0.1310	0.1310	0.1310	0.1310	0.1310
GAM	0.0250	0.0546	0.0737	0.0835	0.0920	0.1071	0.1137	0.1175	0.1199
GEV	0.0066	0.0066	0.0081	0.0066	0.0081	0.0081	0.0081	0.0081	0.0081
L-L	0.0068	0.0240	0.0372	0.0432	0.0494	0.0594	0.0637	0.0661	0.0677
TLS	0.0621	0.0621	0.0632	0.0621	0.0632	0.0632	0.0632	0.0632	0.0632

Tabla A.14 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 138 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1456	0.1456	0.1448	0.1456	0.1448	0.1310	0.1448	0.1448	0.1448
GAM	0.0372	0.0675	0.0841	0.0959	0.1025	0.1071	0.1254	0.1295	0.1321
GEV	0.0041	0.0041	0.0035	0.0041	0.0035	0.0081	0.0035	0.0035	0.0035
L-L	0.0073	0.0253	0.0356	0.0442	0.0479	0.0594	0.0630	0.0656	0.0673
TLS	0.0491	0.0491	0.0475	0.0491	0.0475	0.0632	0.0475	0.0475	0.0475

Tabla A.15 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 138 del sensor 7 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1418	0.1418	0.1399	0.1387	0.1418	0.1310	0.1387	0.1418	0.1399
GAM	0.0340	0.0647	0.0807	0.0911	0.1011	0.1071	0.1204	0.1272	0.1278
GEV	0.0079	0.0079	0.0071	0.0069	0.0079	0.0081	0.0069	0.0079	0.0071
L-L	0.0041	0.0204	0.0300	0.0361	0.0432	0.0594	0.0542	0.0592	0.0589
TLS	0.0397	0.0397	0.0380	0.0365	0.0397	0.0632	0.0365	0.0397	0.0380

Tabla A.16 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 139 del sensor 5 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1740	0.1740	0.1704	0.1740	0.1704	0.1704	0.1704	0.1704	0.1704
GAM	0.0630	0.0952	0.1098	0.1243	0.1285	0.1444	0.1515	0.1555	0.1581
GEV	0.0145	0.0145	0.0124	0.0145	0.0124	0.0124	0.0124	0.0124	0.0124
L-L	0.0369	0.0601	0.0703	0.0813	0.0838	0.0951	0.1000	0.1028	0.1046
TLS	0.1027	0.1027	0.0996	0.1027	0.0996	0.0996	0.0996	0.0996	0.0996

Tabla A.17 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 139 del sensor 6 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1785	0.1785	0.1751	0.1785	0.1751	0.1751	0.1751	0.1751	0.1751
GAM	0.0389	0.0831	0.1037	0.1204	0.1267	0.1454	0.1536	0.1583	0.1613
GEV	0.0047	0.0047	0.0035	0.0047	0.0035	0.0035	0.0035	0.0035	0.0035
L-L	0.0115	0.0373	0.0501	0.0621	0.0656	0.0782	0.0837	0.0867	0.0887
TLS	0.0730	0.0730	0.0697	0.0730	0.0697	0.0697	0.0697	0.0697	0.0697

Tabla A.18 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 139 del sensor 7 del estudio a escala real

PDF	RMSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1845	0.1845	0.1850	0.1845	0.1850	0.1850	0.1850	0.1850	0.1850
GAM	0.0499	0.0898	0.1122	0.1258	0.1353	0.1544	0.1629	0.1677	0.1707
GEV	0.0080	0.0080	0.0082	0.0080	0.0082	0.0082	0.0082	0.0082	0.0082
L-L	0.0164	0.0388	0.0520	0.0607	0.0661	0.0777	0.0827	0.0856	0.0874
TLS	0.0740	0.0740	0.0737	0.0740	0.0737	0.0737	0.0737	0.0737	0.0737

Apéndice B

**Tablas RMSE calculados para túnel de viento
variando la traslación en X**

Tabla B.1 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 110 del sensor 5 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249	0.2249
GAM	0.1153	0.1312	0.1516	0.1652	0.1746	0.1941	0.2027	0.2075	0.2106
GEV	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211	0.1211
L-L	0.0135	0.0147	0.0221	0.0274	0.0311	0.0388	0.0422	0.0441	0.0454
TLS	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295	0.0295

Tabla B.2 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 110 del sensor 6 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430	0.1430
GAM	0.0874	0.0834	0.0955	0.1041	0.1102	0.1230	0.1286	0.1318	0.1338
GEV	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049	0.1049
L-L	0.0127	0.0118	0.0185	0.0234	0.0269	0.0341	0.0373	0.0390	0.0402
TLS	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378	0.0378

Tabla B.3 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 110 del sensor 7 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208	0.1208
GAM	0.0772	0.0755	0.0832	0.0893	0.0938	0.1038	0.1084	0.1111	0.1128
GEV	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090	0.1090
L-L	0.0107	0.0072	0.0102	0.0129	0.0150	0.0198	0.0220	0.0233	0.0242
TLS	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215	0.0215

Tabla B.4 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 120 del sensor 5 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.3655	0.3655	0.3655	0.3655	0.3655	0.3655	0.3655	0.3655	0.3655
GAM	0.1500	0.2184	0.2554	0.2775	0.2921	0.3214	0.3340	0.3409	0.3454
GEV	0.0495	0.0495	0.0495	0.0495	0.0495	0.0495	0.0495	0.0495	0.0495
L-L	0.0417	0.0880	0.1141	0.1299	0.1404	0.1613	0.1702	0.1752	0.1783
TLS	0.1224	0.1224	0.1224	0.1224	0.1224	0.1224	0.1224	0.1224	0.1224

Tabla B.5 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 120 del sensor 6 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1207	0.1207	0.1207	0.1207	0.1207	0.1207	0.1207	0.1207	0.1207
GAM	0.0515	0.0644	0.0761	0.0841	0.0897	0.1015	0.1068	0.1098	0.1118
GEV	0.0613	0.0613	0.0613	0.0613	0.0613	0.0613	0.0613	0.0613	0.0613
L-L	0.0058	0.0104	0.0159	0.0198	0.0226	0.0286	0.0313	0.0328	0.0338
TLS	0.0333	0.0333	0.0333	0.0333	0.0333	0.0333	0.0333	0.0333	0.0333

Tabla B.6 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 120 del sensor 7 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1596	0.1596	0.1596	0.1596	0.1596	0.1596	0.1596	0.1596	0.1596
GAM	0.0762	0.0917	0.1054	0.1148	0.1215	0.1358	0.1423	0.1461	0.1485
GEV	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810	0.0810
L-L	0.0090	0.0132	0.0191	0.0234	0.0266	0.0335	0.0367	0.0386	0.0397
TLS	0.0336	0.0336	0.0336	0.0336	0.0336	0.0336	0.0336	0.0336	0.0336

Tabla B.7 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 130 del sensor 5 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1329	0.1329	0.1329	0.1329	0.1329	0.1329	0.1329	0.1329	0.1329
GAM	0.0310	0.0610	0.0780	0.0884	0.0955	0.1100	0.1164	0.1200	0.1223
GEV	0.0105	0.0105	0.0105	0.0105	0.0105	0.0105	0.0105	0.0105	0.0105
L-L	0.0266	0.0467	0.0589	0.0666	0.0719	0.0827	0.0875	0.0901	0.0919
TLS	0.0968	0.0968	0.0968	0.0968	0.0968	0.0968	0.0968	0.0968	0.0968

Tabla B.8 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 130 del sensor 6 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.1812	0.1812	0.1812	0.1812	0.1812	0.1812	0.1812	0.1812	0.1812
GAM	0.0500	0.0875	0.1102	0.1241	0.1335	0.1524	0.1605	0.1651	0.1680
GEV	0.0185	0.0185	0.0185	0.0185	0.0185	0.0185	0.0185	0.0185	0.0185
L-L	0.0071	0.0278	0.0416	0.0503	0.0562	0.0681	0.0733	0.0761	0.0780
TLS	0.0698	0.0698	0.0698	0.0698	0.0698	0.0698	0.0698	0.0698	0.0698

Tabla B.9 RMSE de las diferentes distribuciones probabilísticas variando el valor de X del registro 130 del sensor 7 del estudio en el túnel viento.

PDF	MSE variando la translación en x								
	0.01	0.25	0.5	0.75	1	2	3	4	5
NOR	0.2134	0.2134	0.2134	0.2134	0.2134	0.2134	0.2134	0.2134	0.2134
GAM	0.0827	0.1192	0.1410	0.1547	0.1640	0.1831	0.1916	0.1963	0.1994
GEV	0.0306	0.0306	0.0306	0.0306	0.0306	0.0306	0.0306	0.0306	0.0306
L-L	0.0227	0.0468	0.0616	0.0709	0.0772	0.0903	0.0960	0.0992	0.1013
TLS	0.0860	0.0860	0.0860	0.0860	0.0860	0.0860	0.0860	0.0860	0.0860

Apéndice C

**Tablas de los parámetros estadísticos calculados
para la data de escala real y túnel de viento**

Tabla C.1 Estimadores de momento del registro 134, escala real

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.0261	0.4131	-0.0067	0.1543	-0.9089	5.2808
	6	-2.4740	0.2965	-0.2103	0.2602	-1.8138	8.3463
	7	-1.8350	0.3679	-0.0972	0.2224	-1.8113	8.5229
Data Modificada	5	0.01	1.4492	0.4298	0.1543	0.9089	5.2808
	6	0.01	2.7806	0.5168	0.2602	1.8138	8.3463
	7	0.01	2.2130	0.4751	0.2224	1.8113	8.5229

Tabla C.2 Estimadores de momento del registro 135, escala real

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.3585	0.3891	-0.0213	0.1393	-1.8114	9.5292
	6	-2.7070	0.3111	-0.2058	0.2328	-1.9197	10.4284
	7	-1.4974	0.4477	-0.1008	0.2021	-1.8107	8.7749
Data Modificada	5	0.01	1.7577	0.4205	0.1393	1.8114	9.5292
	6	0.01	3.0281	0.5269	0.2328	1.9197	10.4284
	7	0.01	1.9551	0.5585	0.2021	1.8107	8.7749

Tabla C.3 Estimadores de momento del registro 110, túnel de viento

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.0328	0.2099	-0.0730	0.0829	-1.7204	11.7492
	6	-0.8730	0.2080	-0.0796	0.0805	-0.9907	7.2176
	7	-0.8396	0.2557	-0.0979	0.0833	-0.9431	7.0029
Data Modificada	5	0.01	1.2527	0.2930	0.0829	1.7204	11.7492
	6	0.01	1.0910	0.2976	0.0805	0.9907	7.2176
	7	0.01	1.1052	0.3636	0.0833	0.9431	7.0029

Tabla C.4 Estimadores de momento del registro 136, escala real

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-2.0984	0.3102	-0.0818	0.1964	-1.5961	8.2724
	6	-2.4561	0.2670	-0.2264	0.2527	-1.7487	8.9792
	7	-2.2550	0.3326	-0.1171	0.2112	-1.7590	9.3445
Data Modificada	5	0.01	2.4186	0.4021	0.1964	1.5961	8.2724
	6	0.01	2.7331	0.5034	0.2527	1.7487	8.9792
	7	0.01	2.5976	0.4597	0.2112	1.7590	9.3445

Tabla C.5 Estimadores de momento del registro 137, escala real

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.0776	0.2450	-0.0969	0.1628	-1.3448	5.6032
	6	-1.8044	0.1931	-0.1949	0.2210	-1.8711	8.1370
	7	-1.3206	0.2384	-0.0951	0.1763	-1.6875	7.2310
Data Modificada	5	0.01	1.3327	0.3519	0.1628	1.3448	5.6032
	6	0.01	2.0075	0.3980	0.2210	1.8711	8.1370
	7	0.01	1.5690	0.3434	0.1763	1.6875	7.2310

Tabla C.6 Estimadores de momento del registro 120, túnel de viento

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-0.9107	0.2117	-0.1325	0.1139	-1.5354	6.9625
	6	-0.9496	0.2546	-0.1041	0.0834	-1.1171	7.4934
	7	-0.7662	0.2668	-0.1209	0.0887	-1.1193	6.7224
Data Modificada	5	0.01	1.1324	0.3542	0.1139	1.5354	6.9625
	6	0.01	1.2142	0.3687	0.0834	1.1171	7.4934
	7	0.01	1.0430	0.3977	0.0887	1.1193	6.7224

Tabla C.7 Estimadores de momento del registro 138, escala real

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.5310	0.2502	-0.0897	0.1585	-1.7464	9.3794
	6	-2.0980	0.2153	-0.1816	0.2051	-2.2906	12.5849
	7	-2.3370	0.2479	-0.0810	0.1755	-2.6593	19.1684
Data Modificada	5	0.01	1.7912	0.3499	0.1585	1.7464	9.3794
	6	0.01	2.3233	0.4069	0.2051	2.2906	12.5849
	7	0.01	2.5949	0.3389	0.1755	2.6593	19.1684

Tabla C.8 Estimadores de momento del registro 139, escala real

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.4259	0.3390	-0.0909	0.1695	-1.7170	8.1115
	6	-1.7190	0.1817	-0.1646	0.1892	-1.9970	9.5891
	7	-1.4675	0.2903	-0.0657	0.1549	-1.9225	9.6036
Data Modificada	5	0.01	1.7749	0.4399	0.1695	1.7170	8.1115
	6	0.01	1.9107	0.3563	0.1892	1.9970	9.5891
	7	0.01	1.7678	0.3659	0.1549	1.9225	9.6036

Tabla C.9 Estimadores de momento del registro 130, túnel de viento

	Sensores(Tap)	Cp Mínimo	Cp Máximo	Promedio	Desviación Estándar	“ skewness ”	“ kurtosis ”
Data Original	5	-1.1812	0.1537	-0.2507	0.1515	-1.0753	4.5821
	6	-1.0699	0.1511	-0.1840	0.1079	-1.2746	6.2692
	7	-1.0729	0.2045	-0.1953	0.1159	-1.3227	6.1694
Data Modificada	5	0.01	1.3449	0.4144	0.1515	1.0753	4.5821
	6	0.01	1.2310	0.3451	0.1079	1.2746	6.2692
	7	0.01	1.2875	0.4098	0.1159	1.3227	6.1694

Apéndice D

Tablas RMSE calculados para escala real y túnel de viento

Tabla D.1 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 134

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.0654	0.0947	0.1177
GAM	0.0621	0.0268	0.0357
GEV	0.0650	0.0062	0.0132
L-L	0.7750	0.0053	0.0082
TLS	0.0462	0.0297	0.0386

Tabla D.2 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 135

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.2061	0.0866	0.1397
GAM	0.0848	0.0284	0.0561
GEV	0.0301	0.007	0.0174
L-L	0.0280	0.0134	0.0262
TLS	0.0796	0.0461	0.0676

Tabla D.3 Valores de RMSE en la zona critica, túnel de viento, Registro 110

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.2249	0.143	0.1208
GAM	0.1153	0.0874	0.0772
GEV	0.1211	0.1049	0.109
L-L	0.0135	0.0127	0.0107
TLS	0.0295	0.0378	0.0215

Tabla D.4 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 136

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.0749	0.0667	0.0689
GAM	0.0224	0.0113	0.0115
GEV	0.0208	0.0016	0.0017
L-L	0.0213	0.0046	0.0048
TLS	0.0360	0.037	0.0359

Tabla D.5 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 137

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.1959	0.1736	0.2181
GAM	0.0481	0.044	0.0541
GEV	0.0195	0.0063	0.0142
L-L	0.0136	0.0106	0.0122
TLS	0.0923	0.0659	0.0817

Tabla D.6 Valores de RMSE en la zona critica, túnel de viento, Registro 120

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.3655	0.1207	0.1596
GAM	0.1500	0.0515	0.0762
GEV	0.0495	0.0613	0.081
L-L	0.0417	0.0058	0.009
TLS	0.1224	0.0333	0.0336

Tabla D.7 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 138

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.1303	0.1456	0.1418
GAM	0.0250	0.0372	0.034
GEV	0.0066	0.0041	0.0079
L-L	0.0068	0.0073	0.0041
TLS	0.0621	0.0491	0.0397

Tabla D.8 Valores de RMSE en la zona critica, escala real, Registro 139

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.1740	0.1785	0.1845
GAM	0.0630	0.0389	0.0499
GEV	0.0145	0.0047	0.008
L-L	0.0369	0.0115	0.0164
TLS	0.1027	0.073	0.074

Tabla D.9 Valores de RMSE en la zona critica, túnel de viento, Registro 130

	Sensores		
PDF	Tap 5	Tap 6	Tap 7
NOR	0.1329	0.1812	0.2134
GAM	0.0310	0.05	0.0827
GEV	0.0105	0.0185	0.0306
L-L	0.0266	0.0071	0.0227
TLS	0.0968	0.0698	0.086

Apéndice E

Gráficas PDF Mejor Ajustado Escala Real

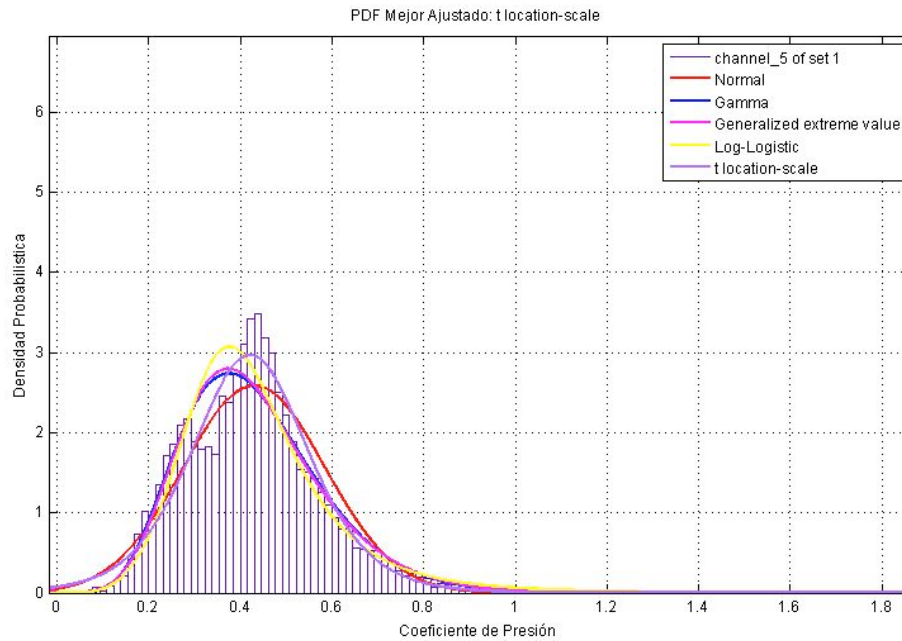


Figura E.1 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 134, escala real.

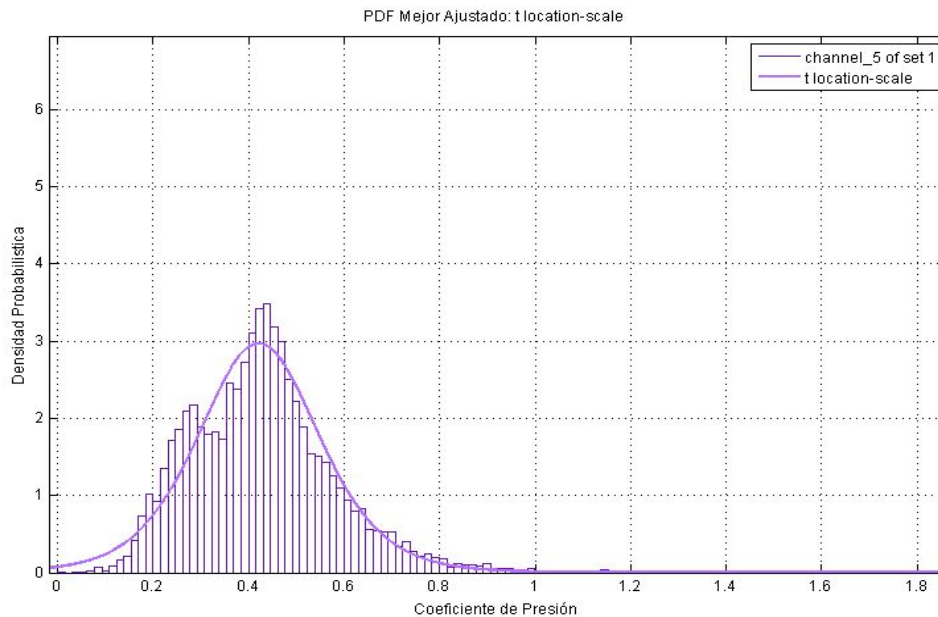


Figura E.2 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro No. 134, escala real.

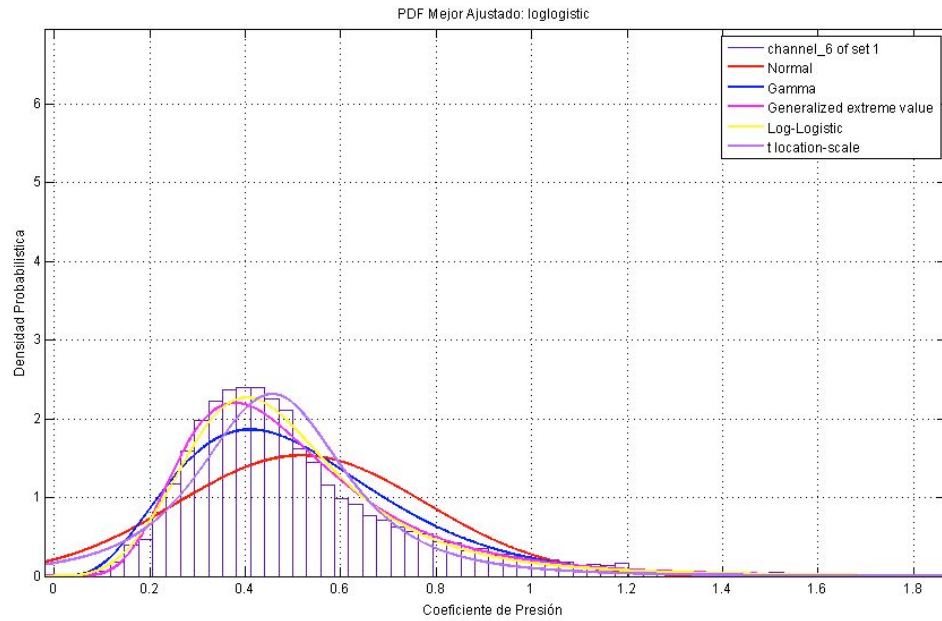


Figura E.3 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 134, escala real.

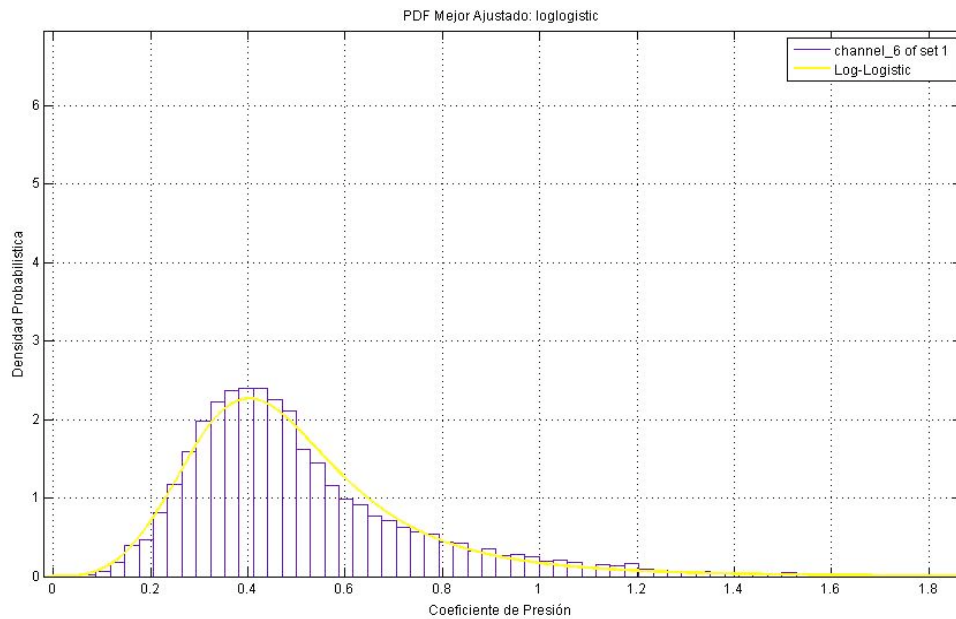


Figura E.4 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 134, escala real.

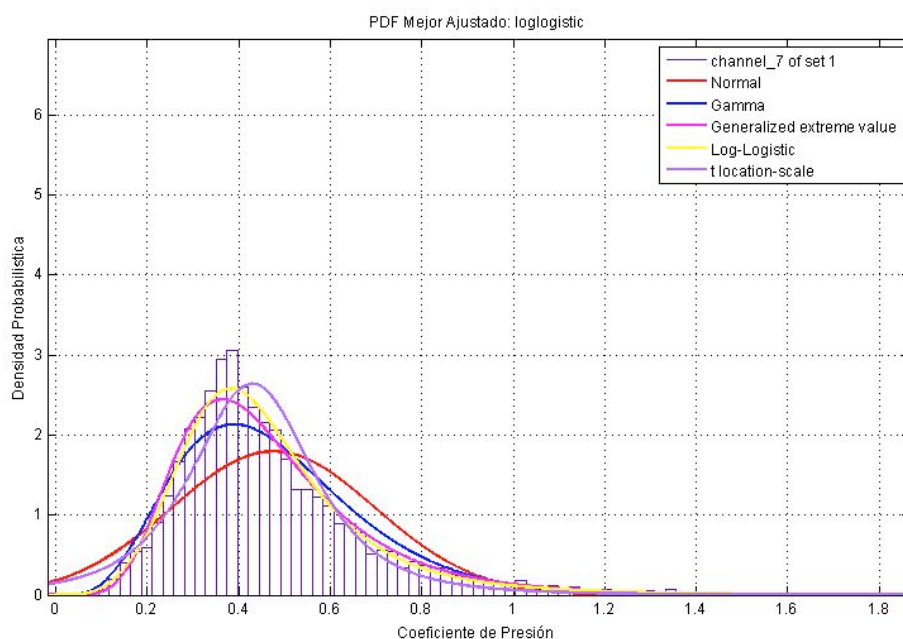


Figura E.5 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 134, escala real.

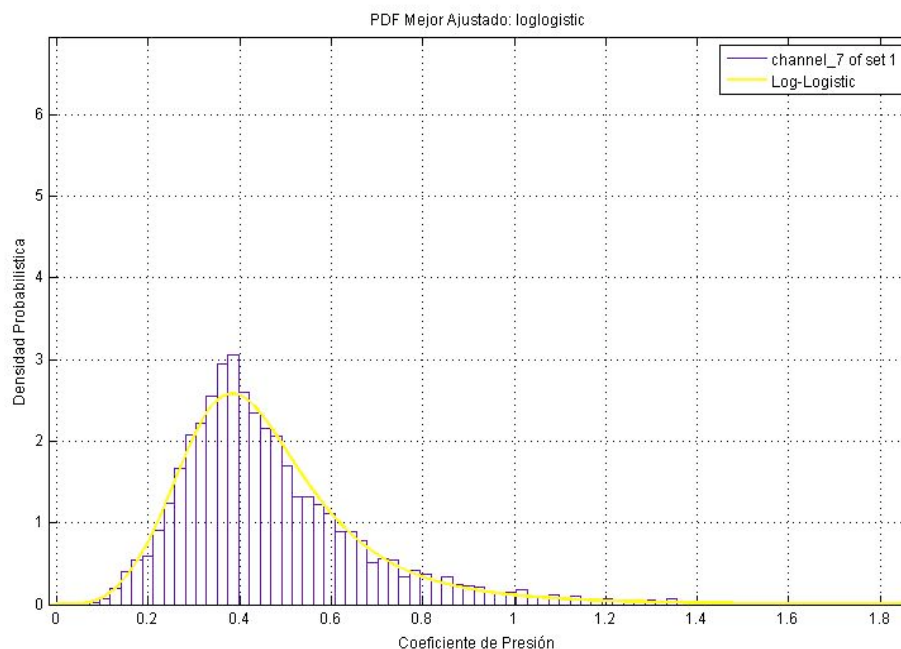


Figura E.6 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro No. 134, escala real.

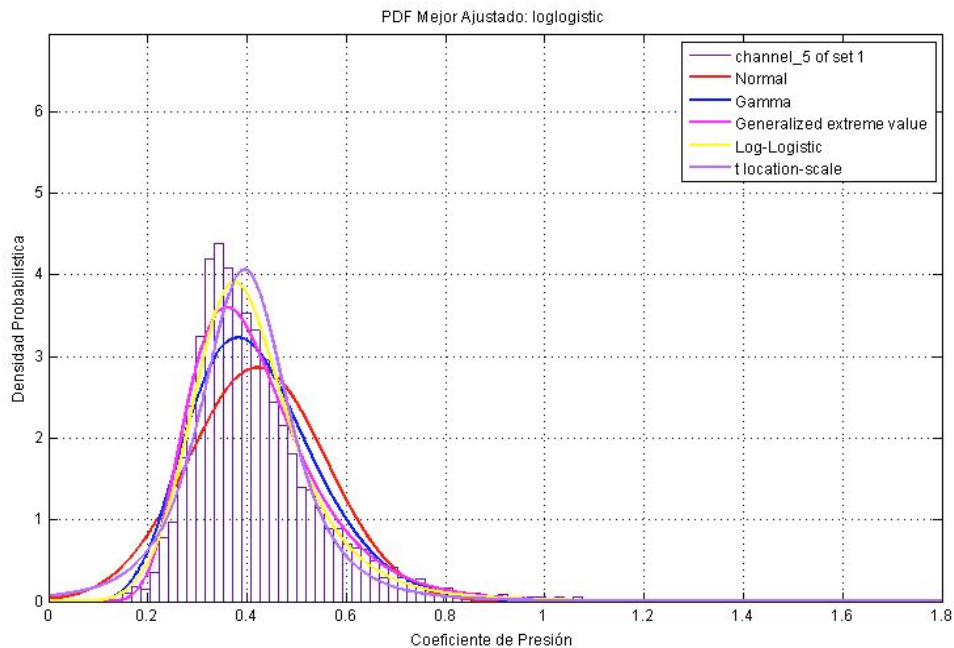


Figura E.7 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 135, escala real.

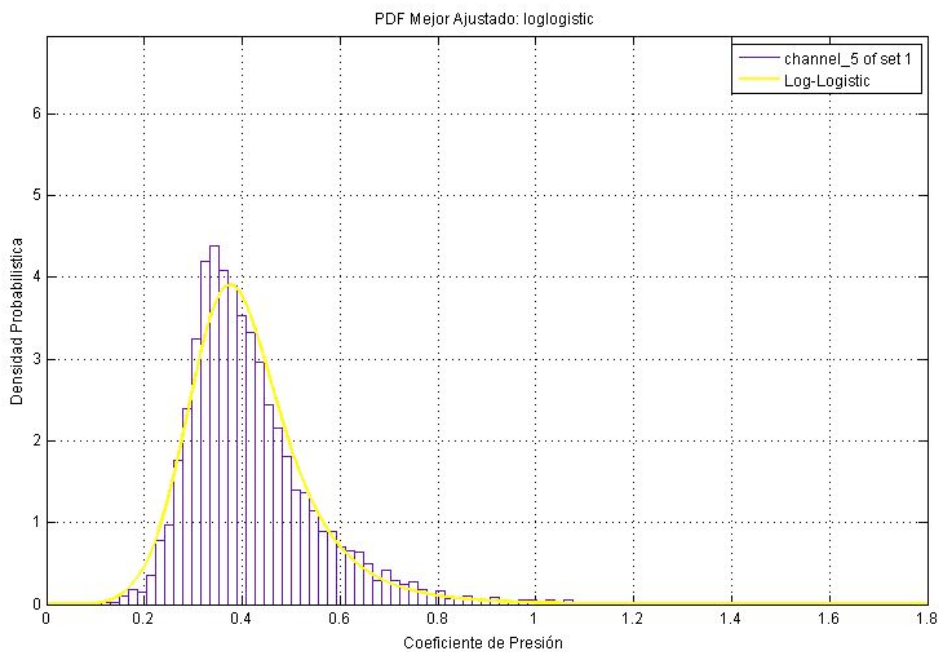


Figura E.8 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro No. 135, escala real.

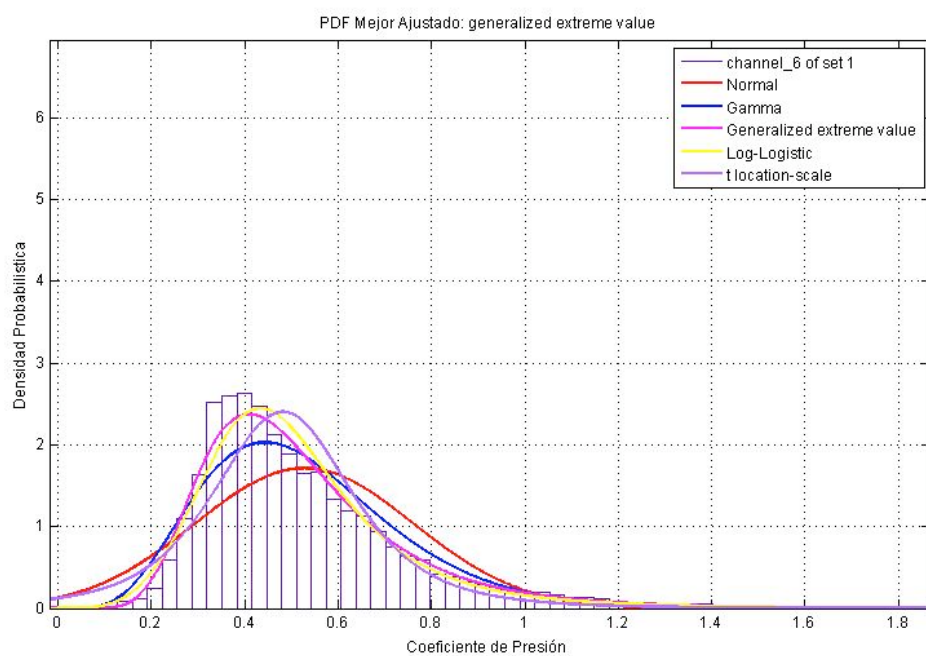


Figura E.9 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 135, escala real.

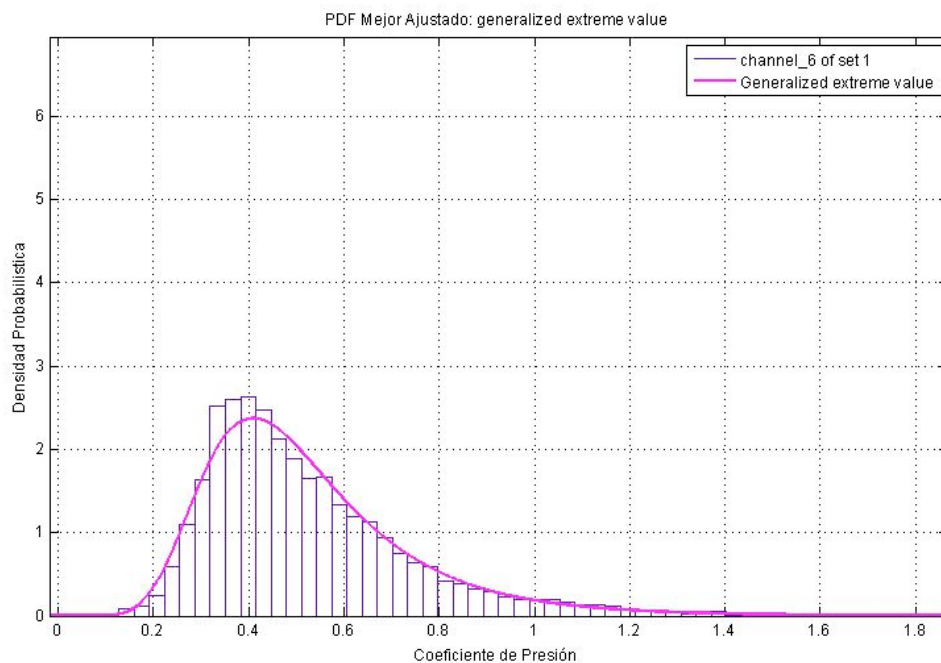


Figura E.10 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 135, escala real.

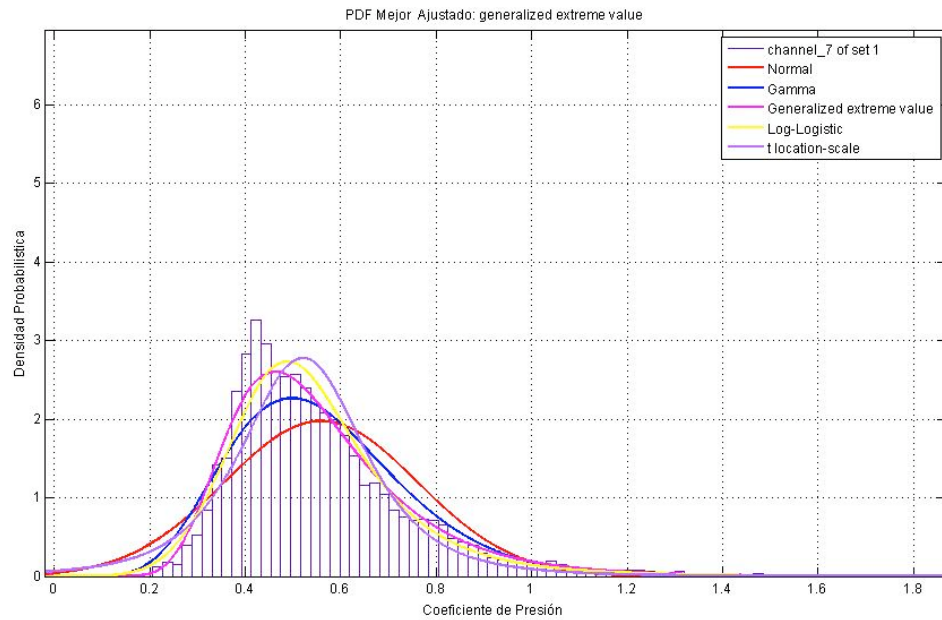


Figura E.11 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 135, escala real.

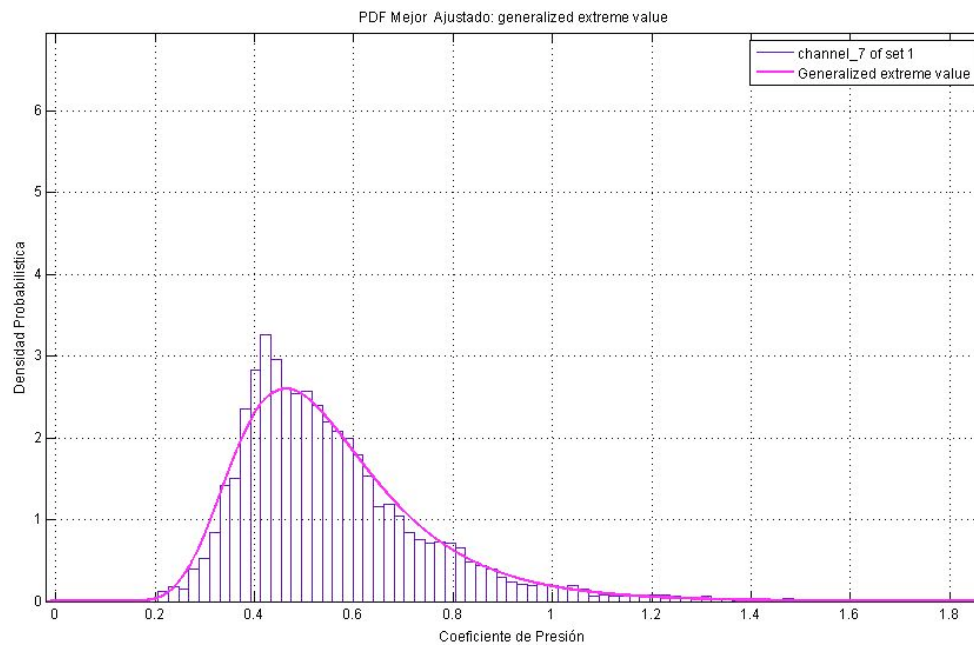


Figura E.12 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro No. 135, escala real.

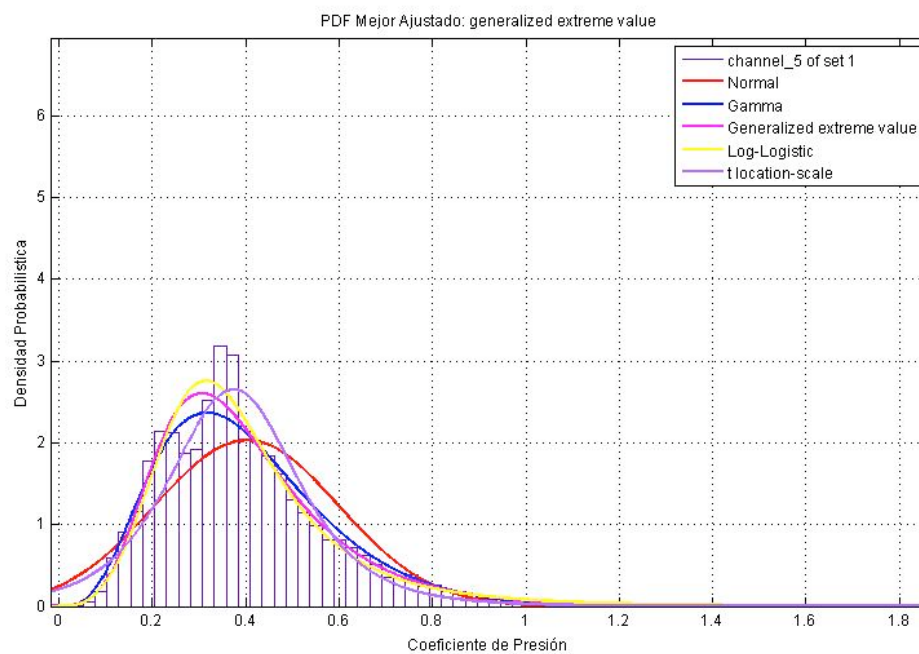


Figura E.13 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 136, escala real.

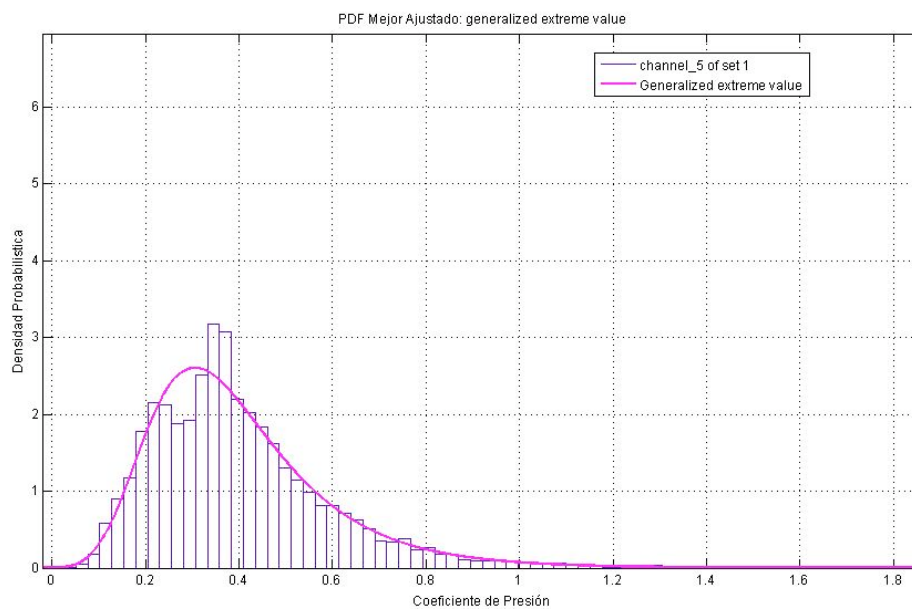


Figura E.14 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro No. 136, escala real.

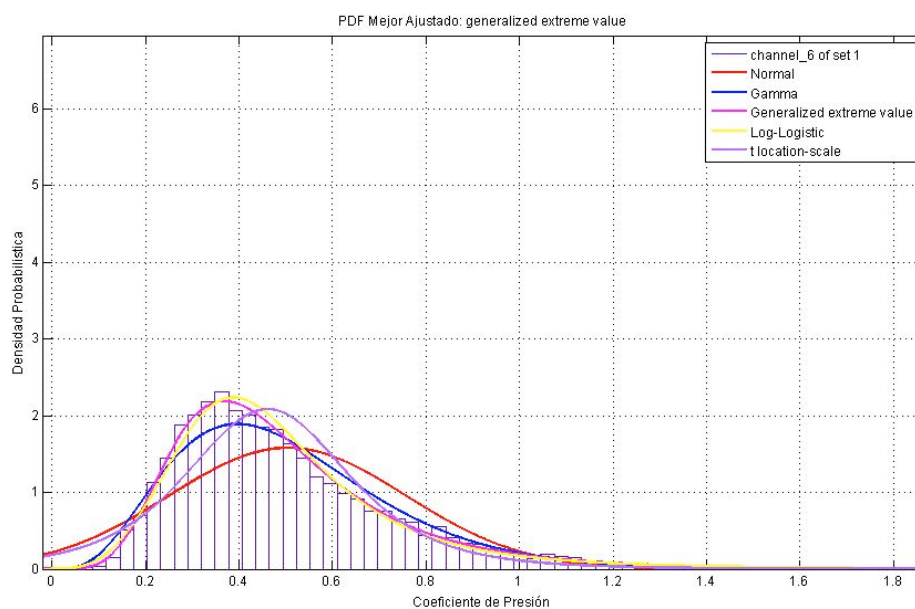


Figura E.15 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 136, escala real.

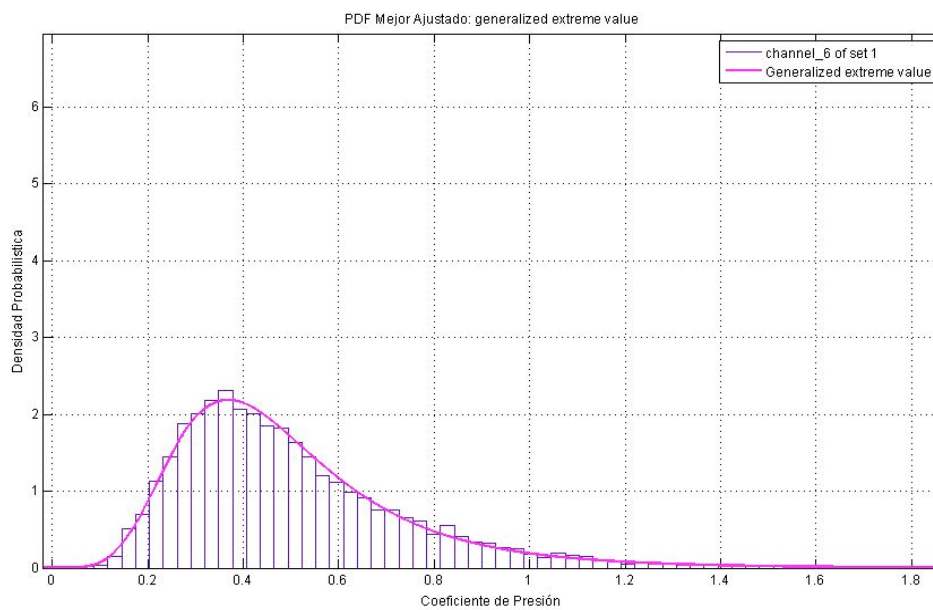


Figura E.16 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 136, escala real.

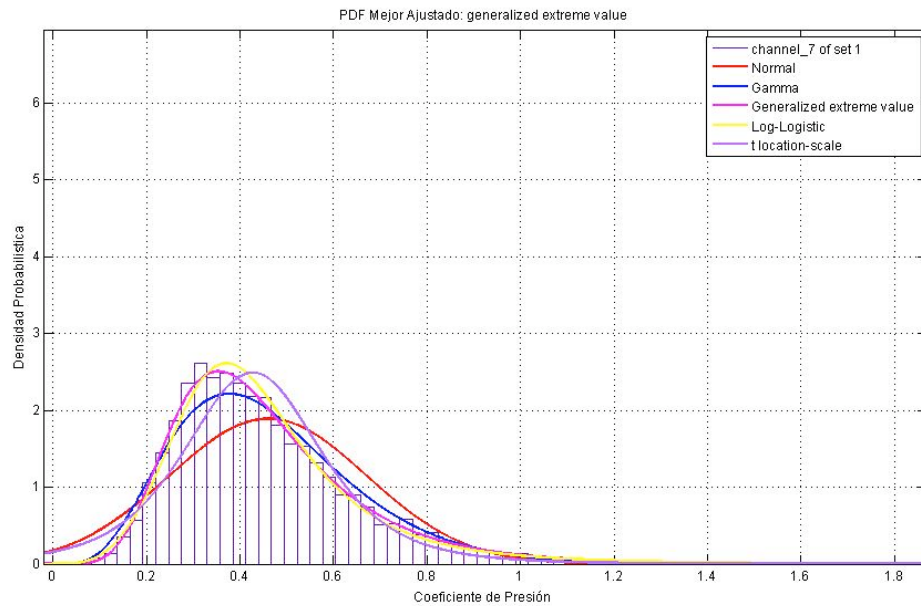


Figura E.17 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 136, escala real.

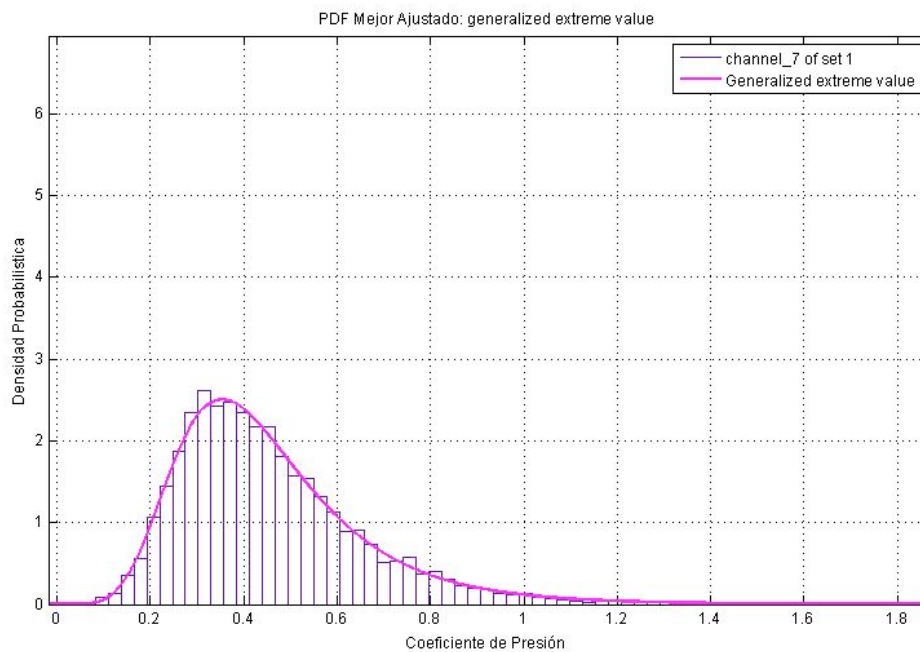


Figura E.18 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro No. 136, escala real.

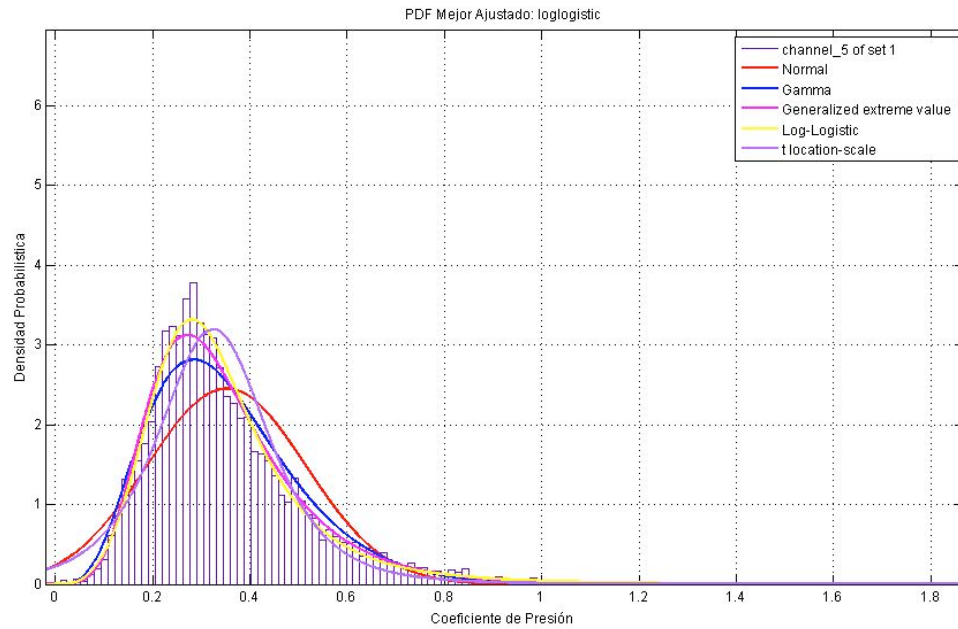


Figura E.19 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 137, escala real.

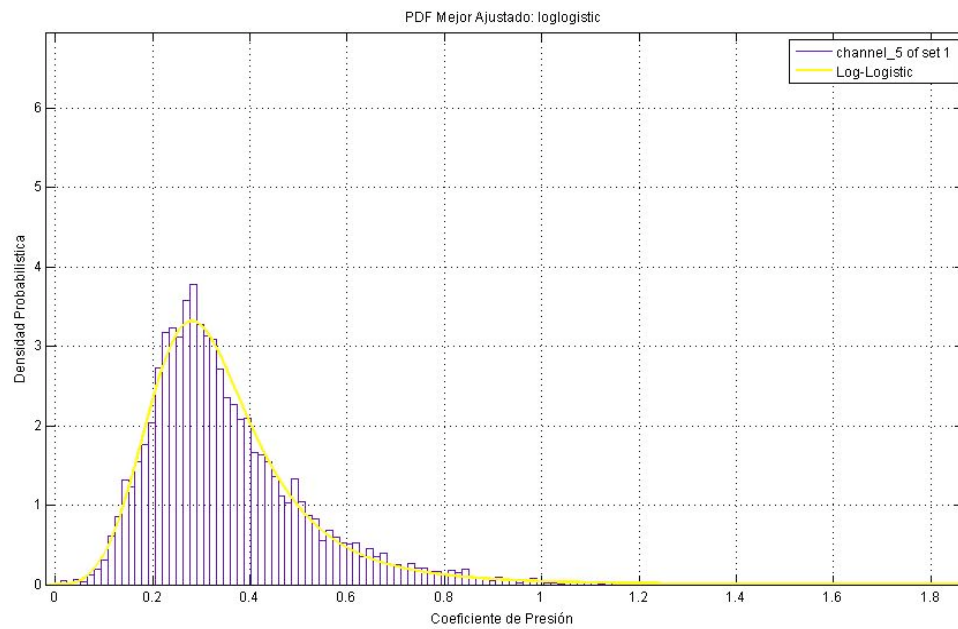


Figura E.20 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro No. 137, escala real.

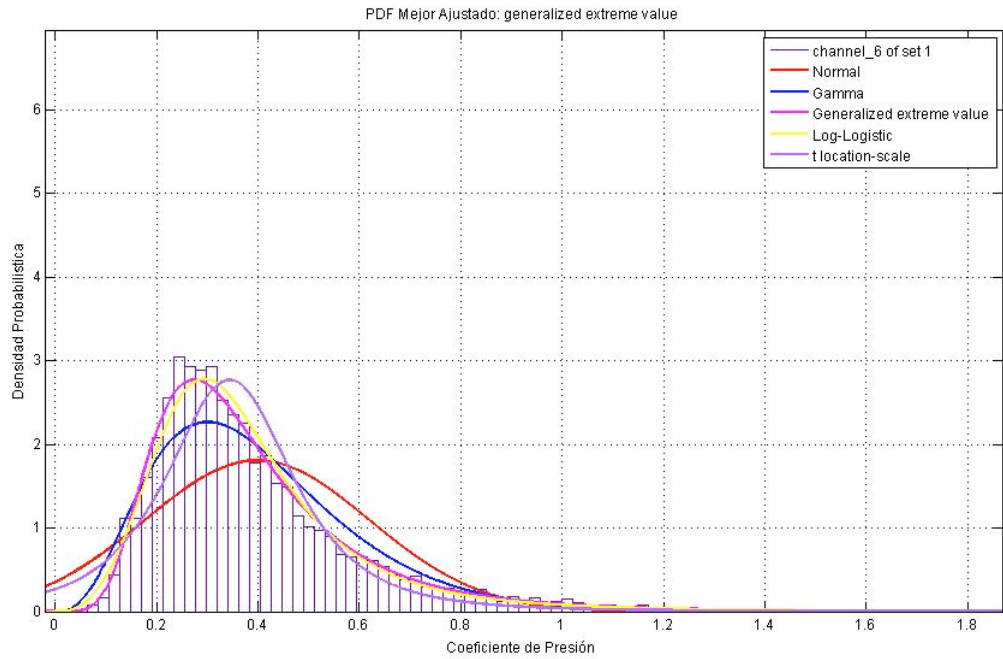


Figura E.21 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 137, escala real.

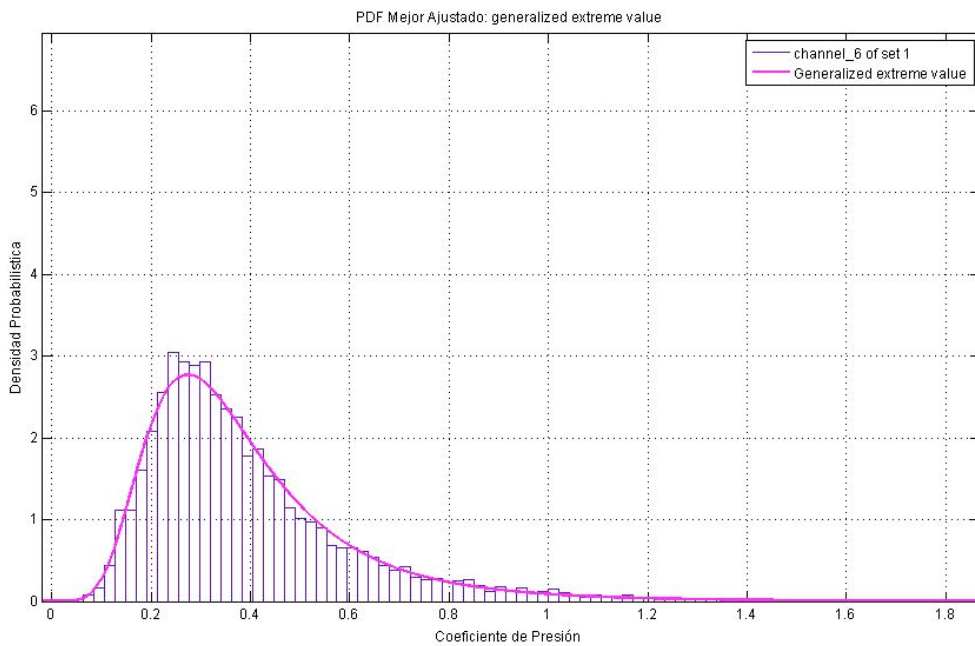


Figura E.22 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 137, escala real.

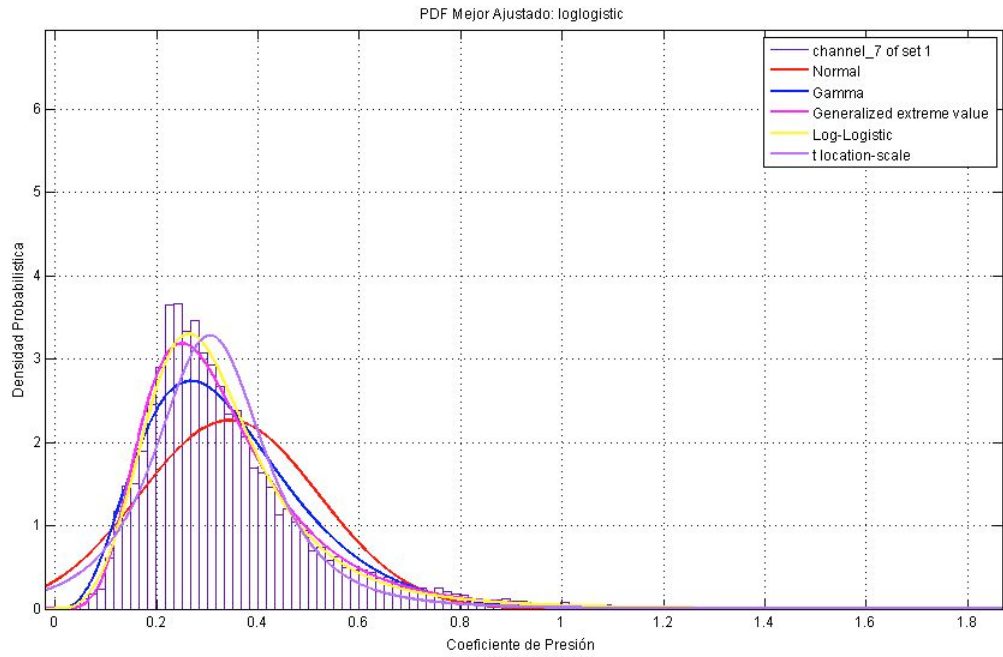


Figura E.23 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 137, escala real.

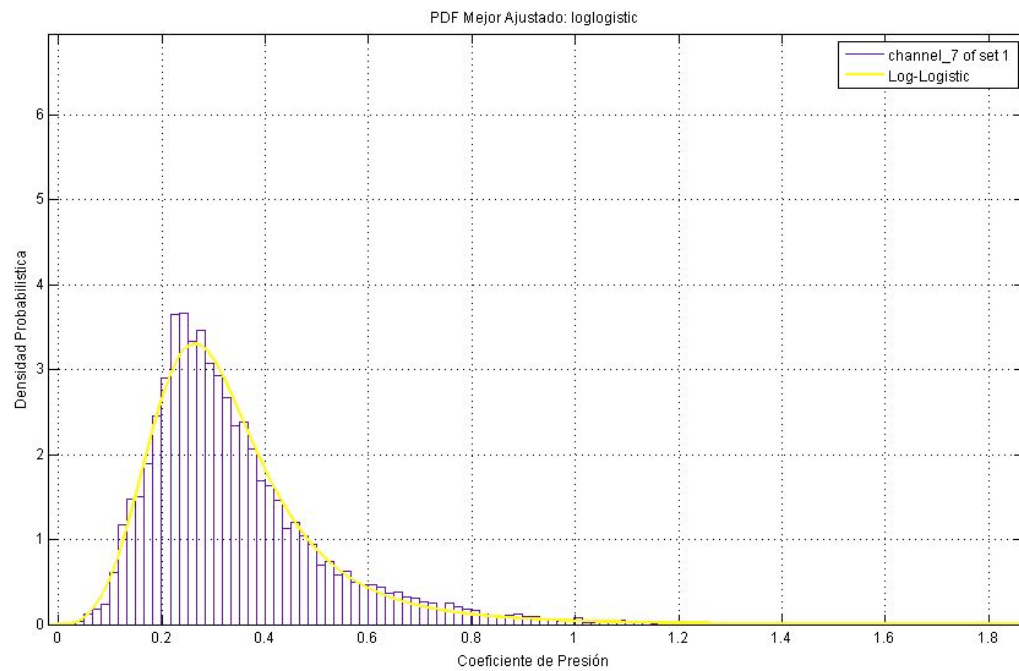


Figura E.24 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro No. 137, escala real.

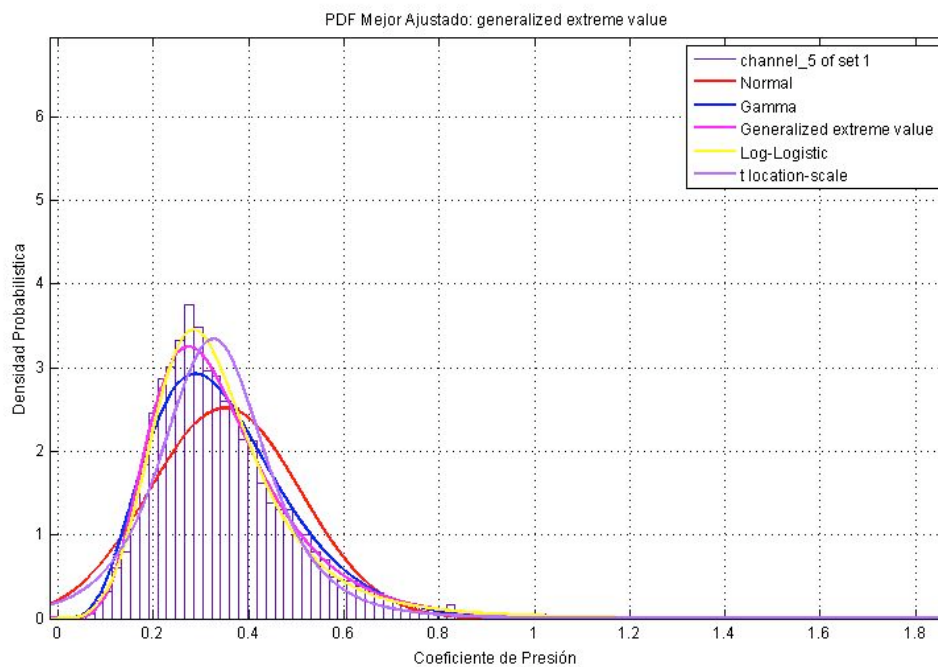


Figura E.25 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 138, escala real.

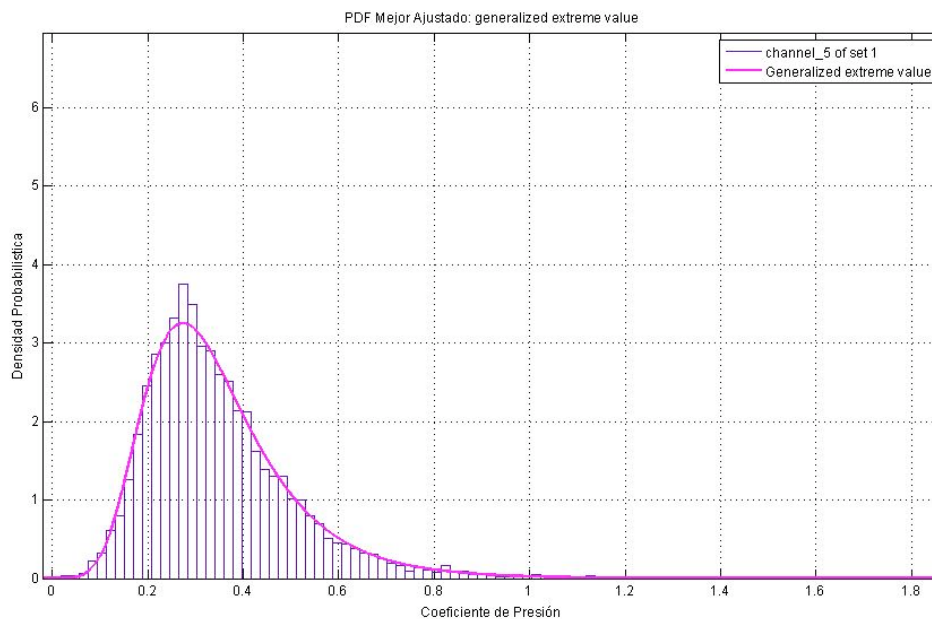


Figura E.26 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro No. 138, escala real.

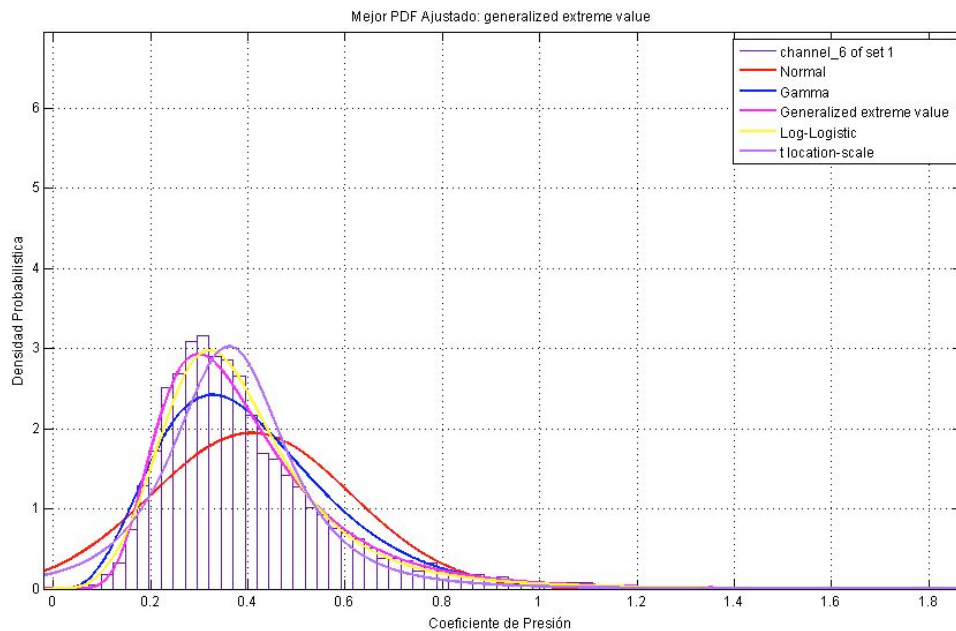


Figura E.27 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 138, escala real.

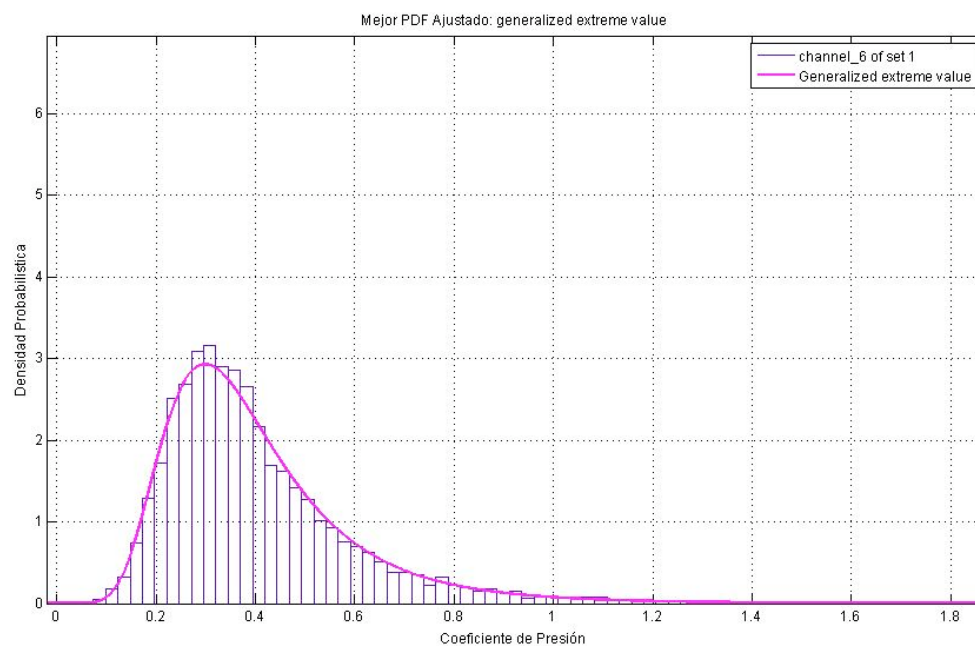


Figura E.28 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 138, escala real.

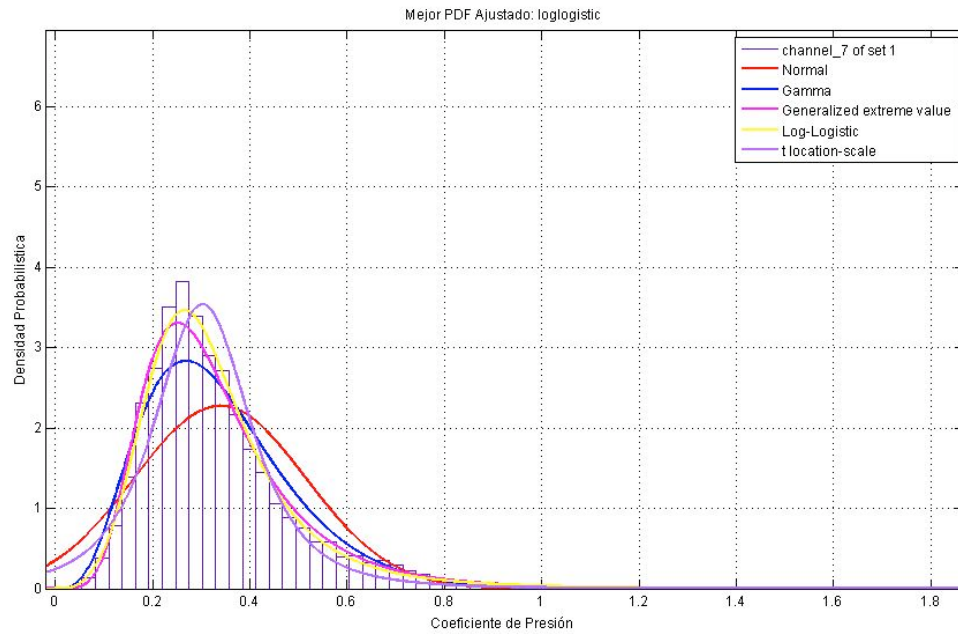


Figura E.29 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 138, escala real.

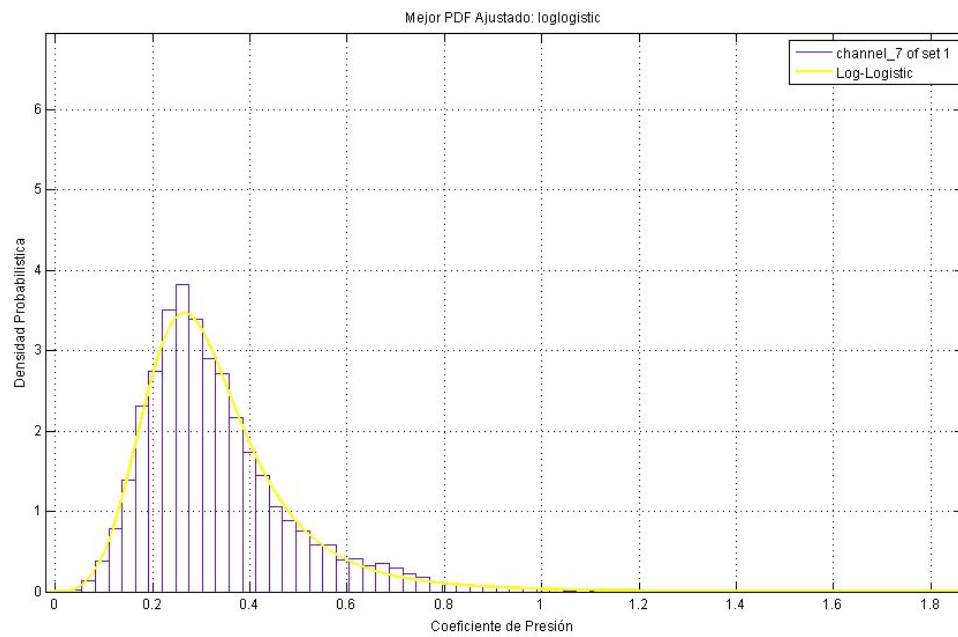


Figura E.30 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro No. 138, escala real.

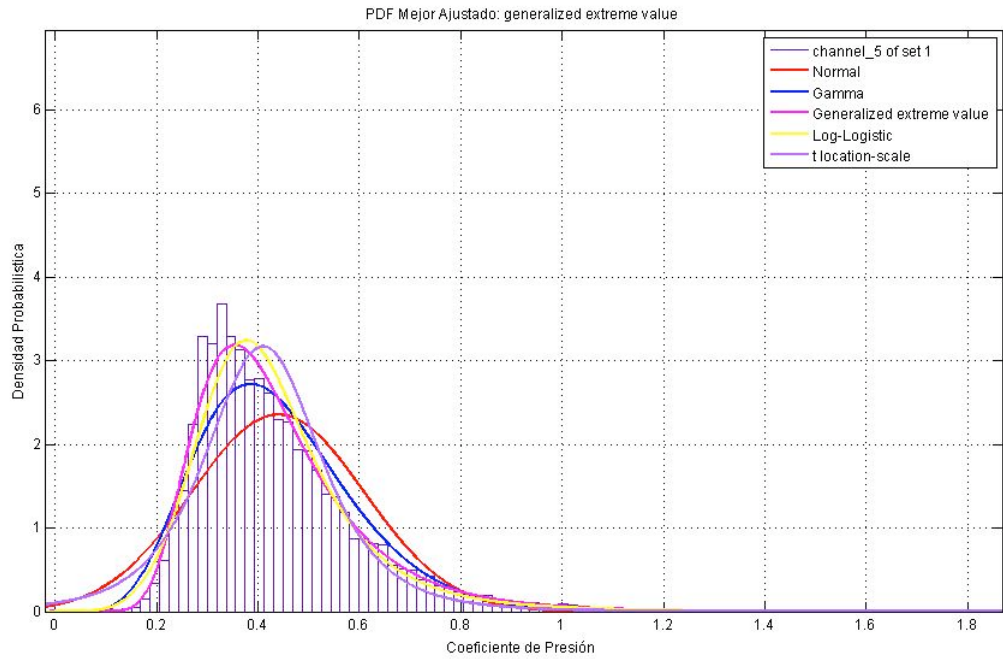


Figura E.31 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 139, escala real.

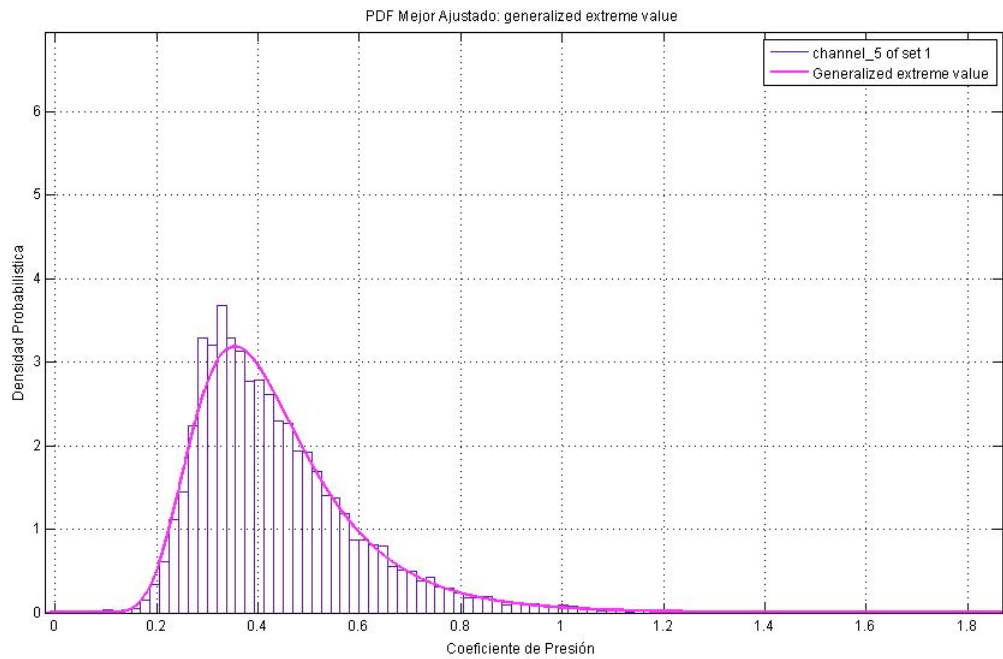


Figura E.32 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro No. 139, escala real.

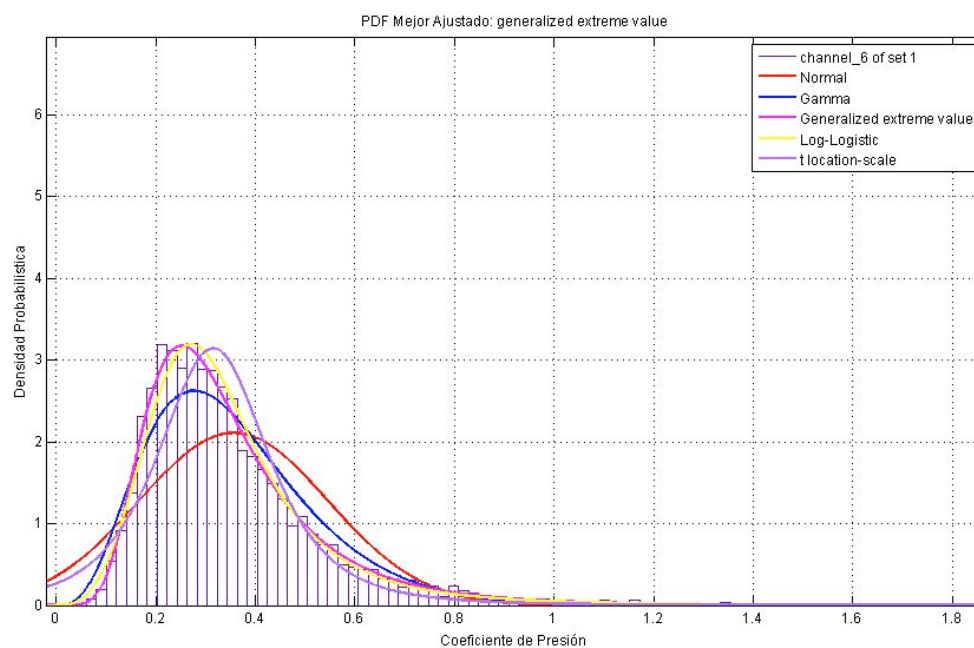


Figura E.33 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 139, escala real.

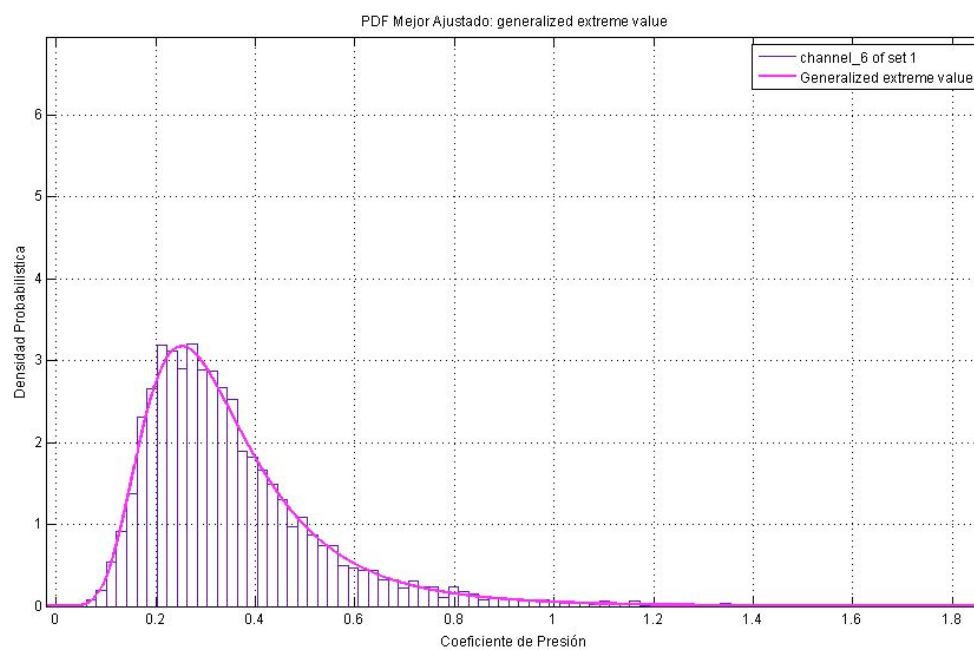


Figura E.34 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro No. 139, escala real.

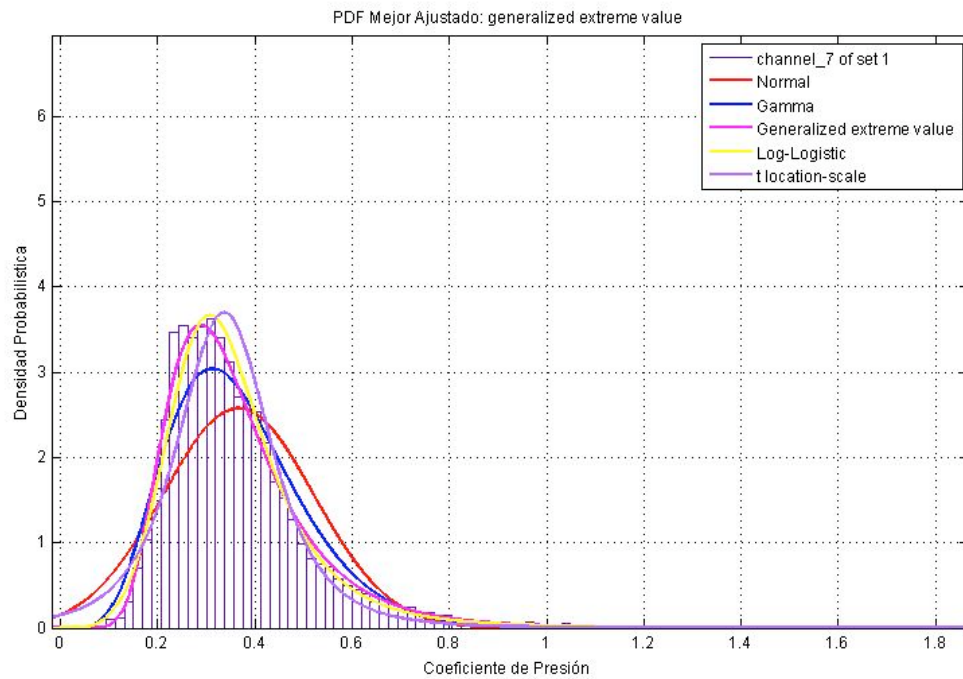


Figura E.35 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 139, escala real.

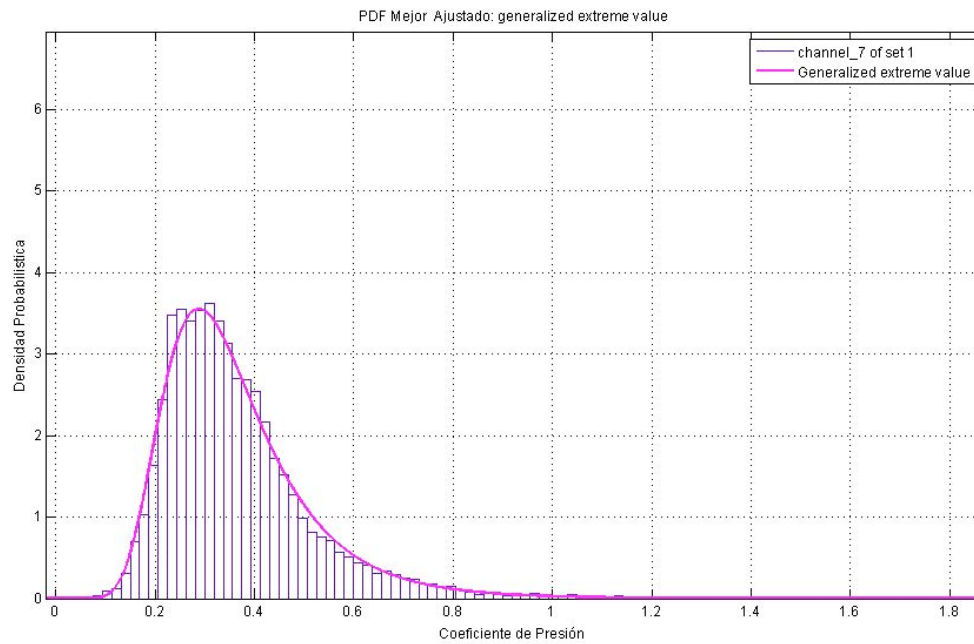


Figura E.36 Distribución probabilística que mejor se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro No. 139, escala real.

Apéndice F

Gráficas PDF Mejor Ajustado Túnel de Viento

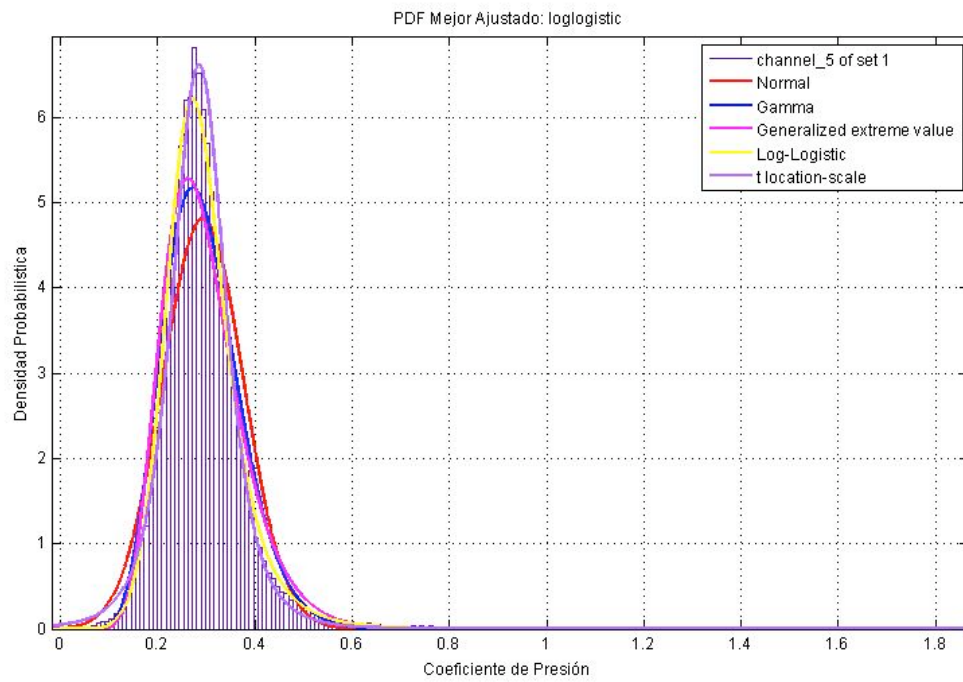


Figura F.1 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 110°, túnel viento.

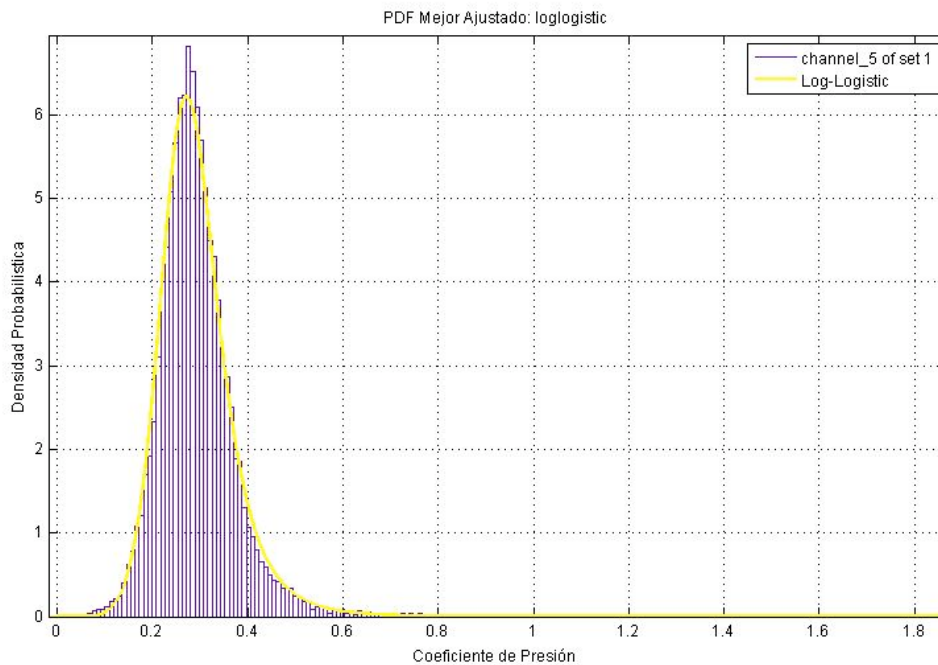


Figura F.2 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro de 110°, Túnel de Viento

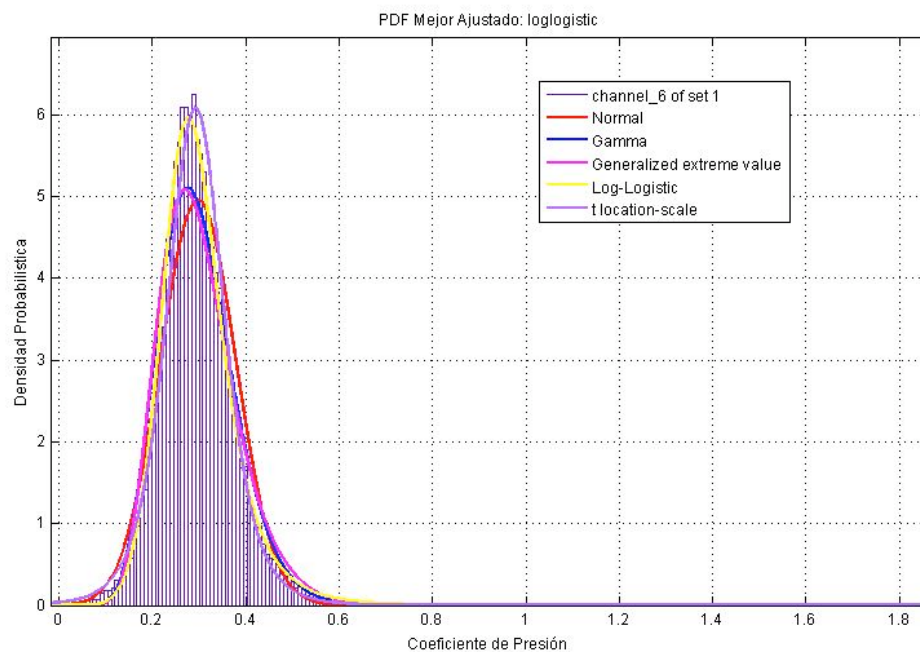


Figura F.3 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 110°, túnel viento.

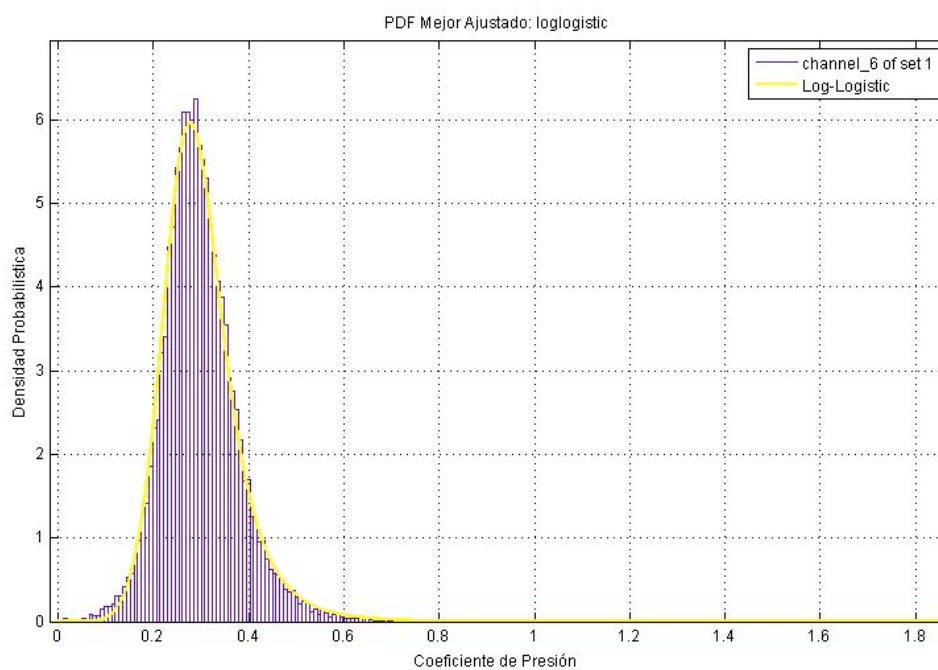


Figura F.4 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro de 110°, Túnel de Viento

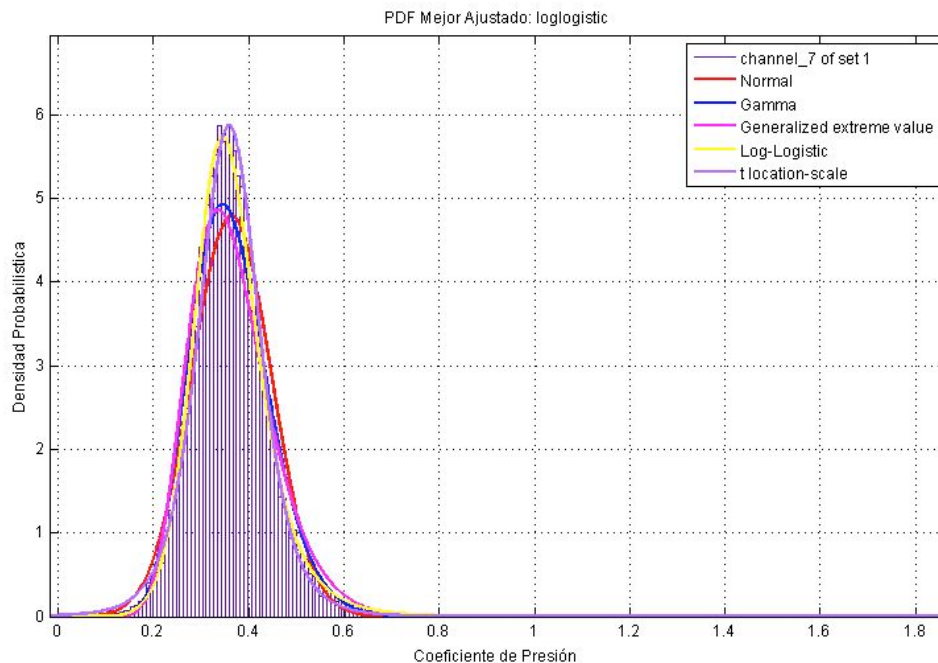


Figura F.5 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 110°, túnel viento.

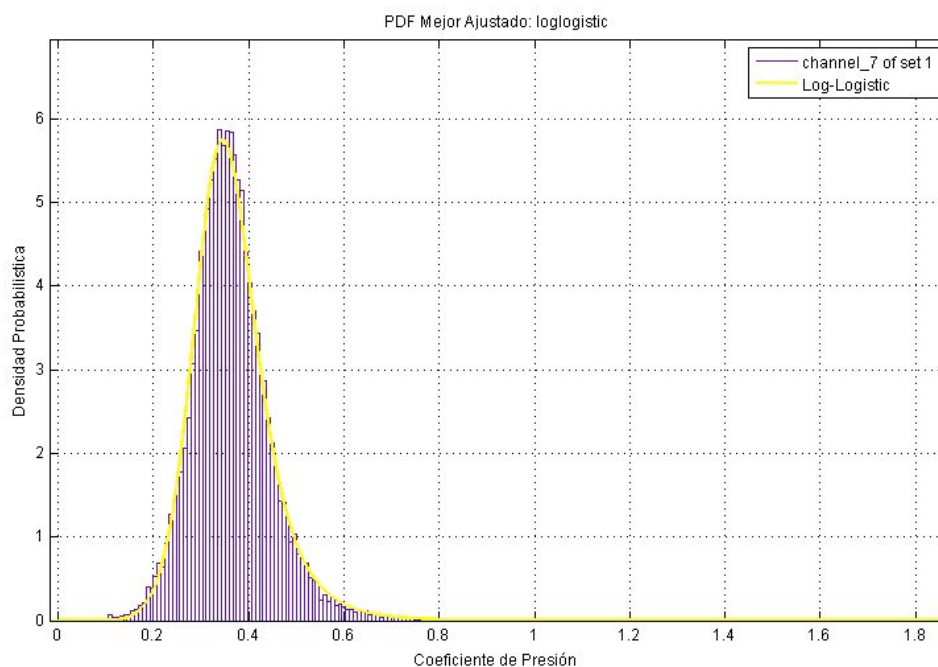


Figura F.6 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro de 110°, Túnel de Viento

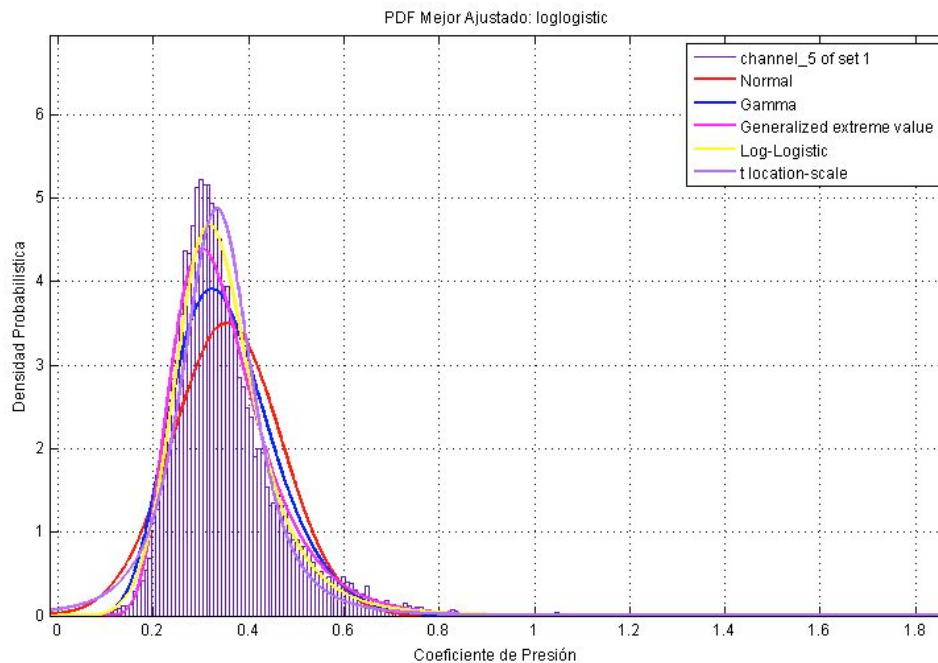


Figura F.7 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 120°, túnel viento.

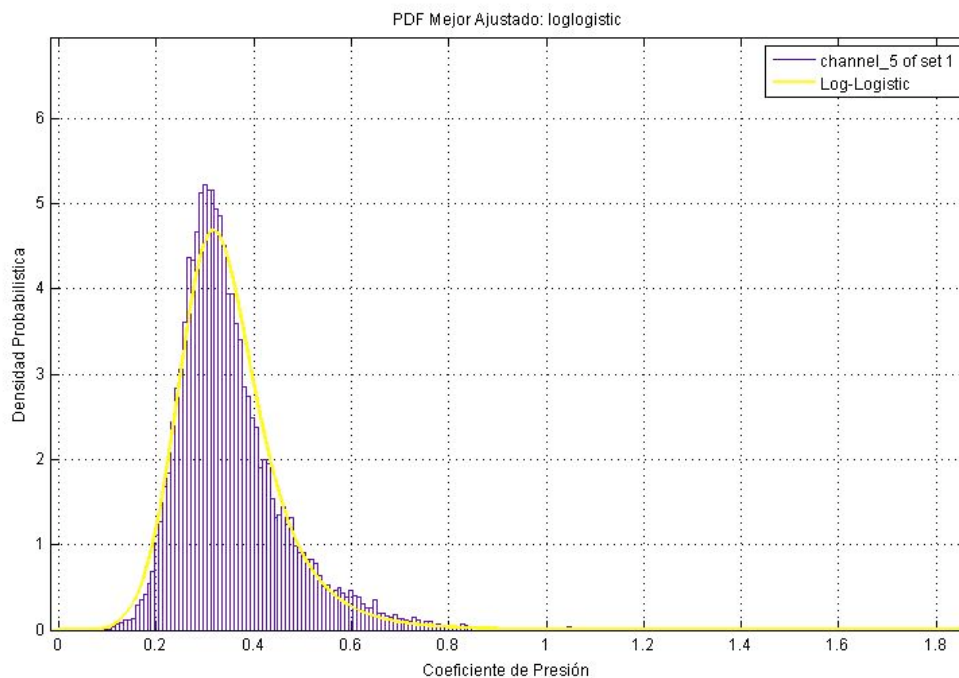


Figura F.8 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro de 120°, Túnel de Viento.

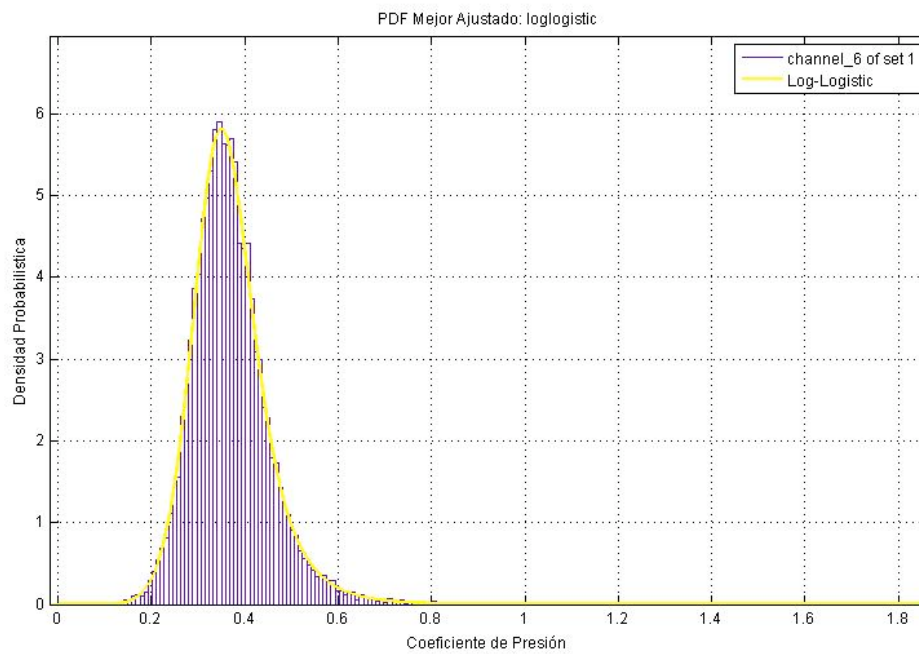


Figura F.9 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 120°, túnel viento.

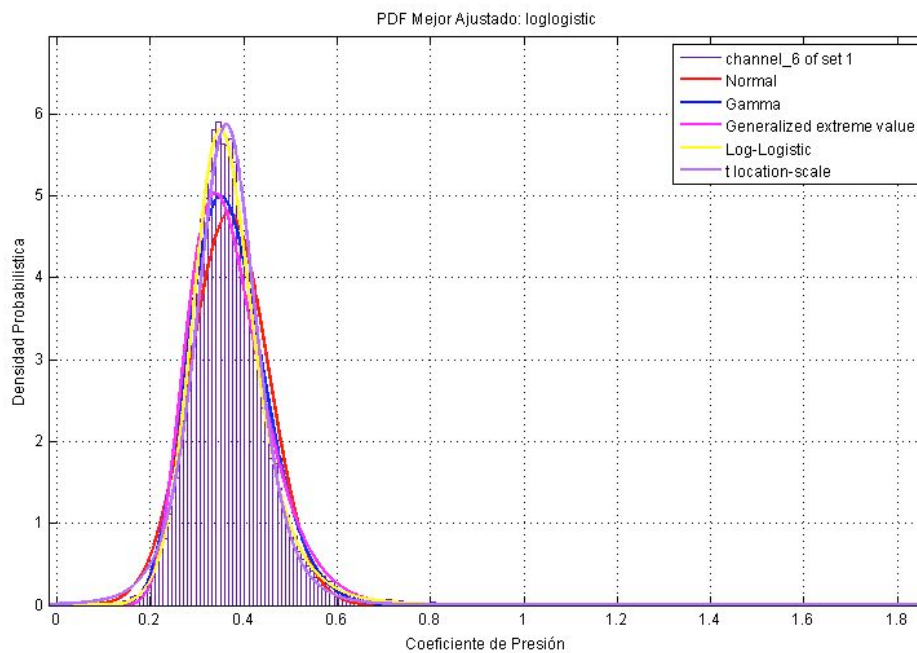


Figura F.10 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro de 120°, Túnel de Viento.

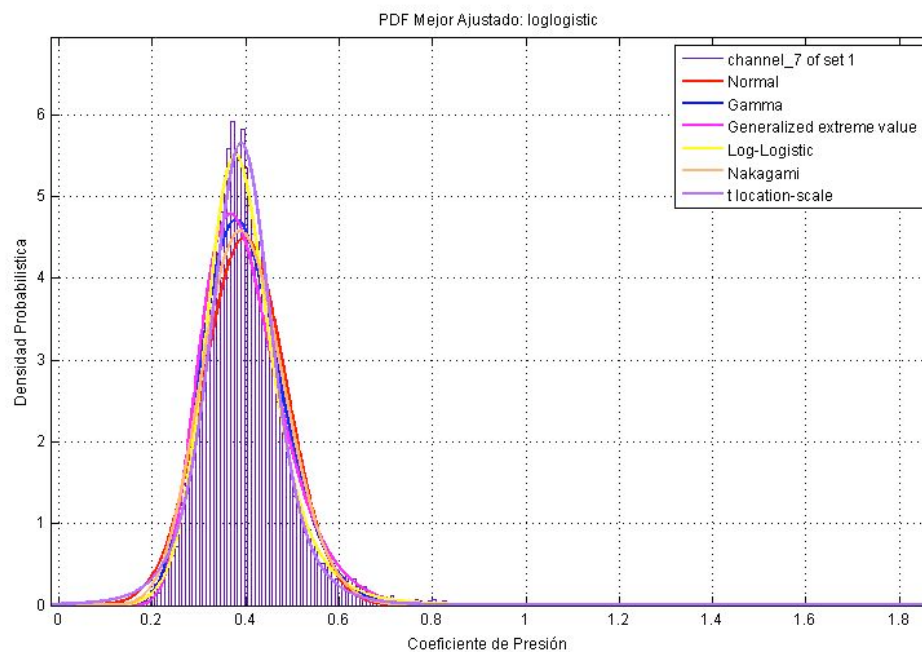


Figura F.11 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 120°, túnel viento.

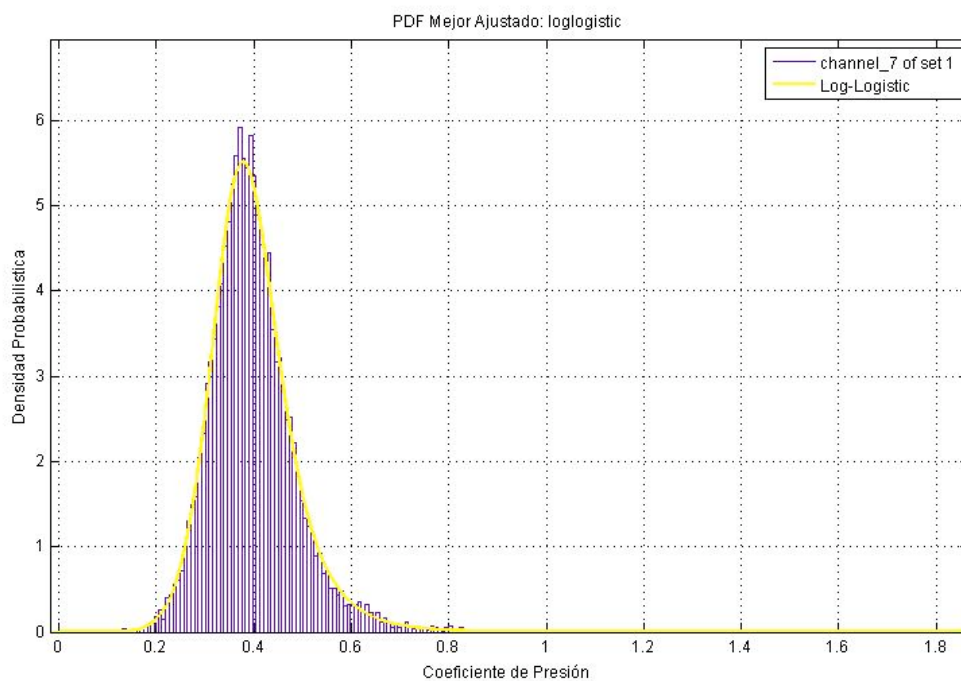


Figura F.12 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro de 120°, Túnel de Viento.

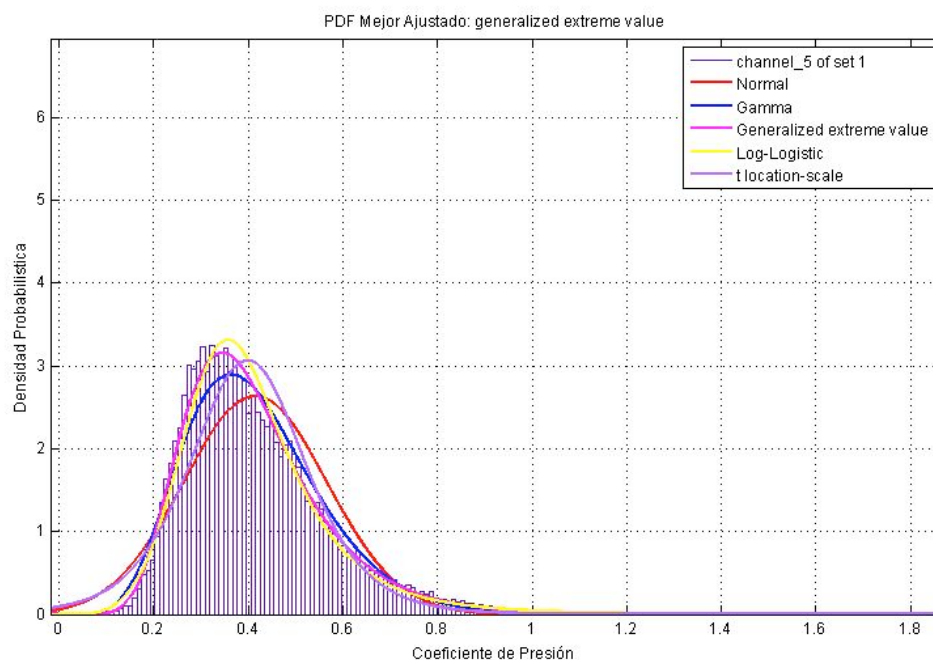


Figura F.13 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 5 del registro de 130°, túnel viento.

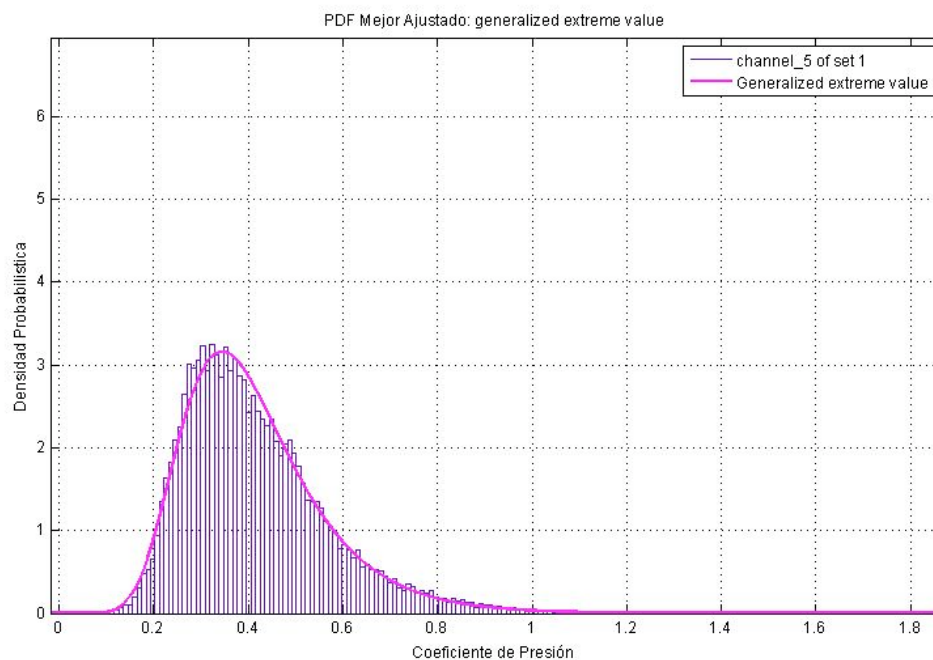


Figura F.14 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.5 del registro de 130°, Túnel de Viento.

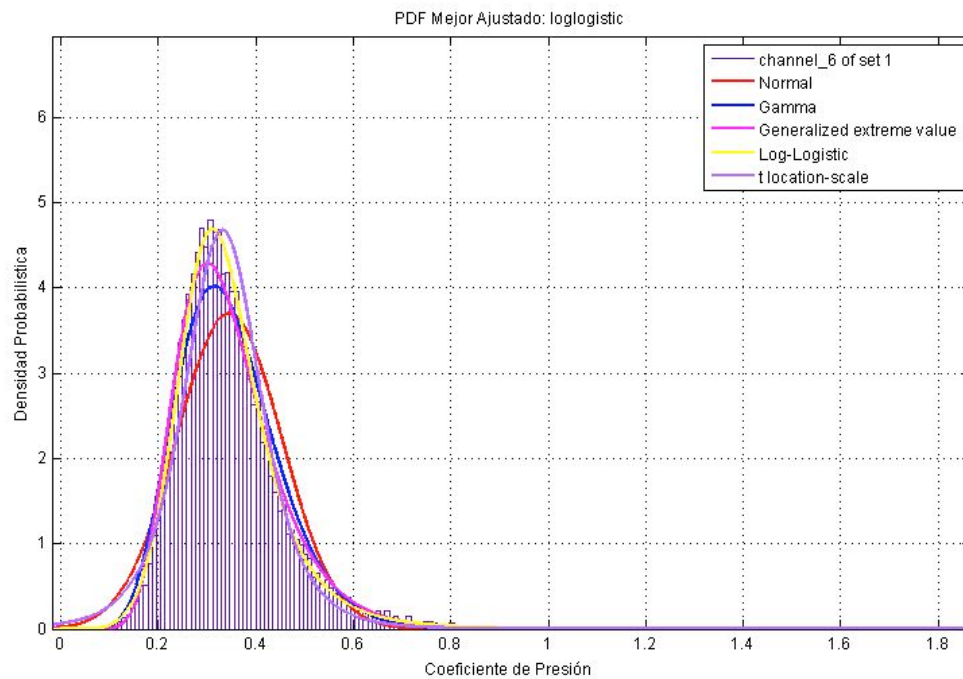


Figura F.15 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 6 del registro de 130°, túnel viento.

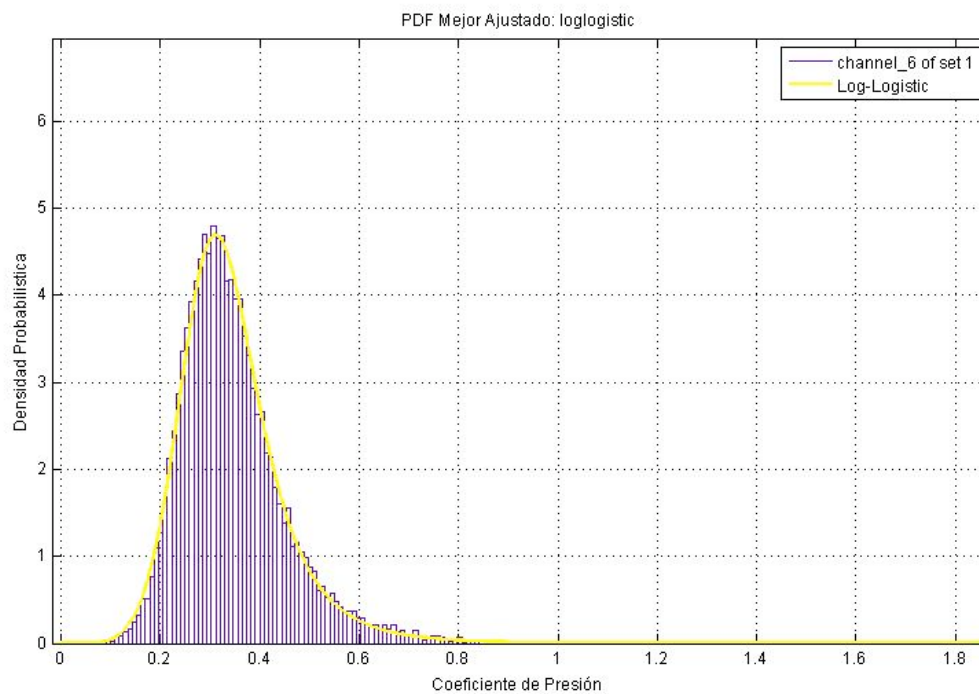


Figura F.16 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.6 del registro de 130°, Túnel de Viento.

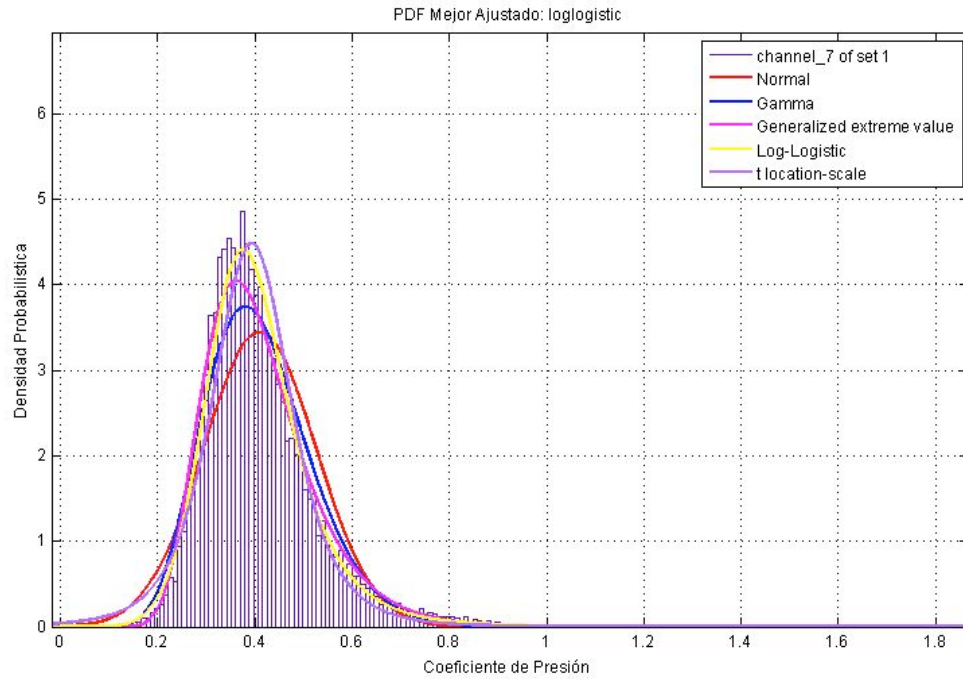


Figura F.17 PDF aplicados a valores obtenidos del sensor No. 7 del registro de 130°, túnel viento.

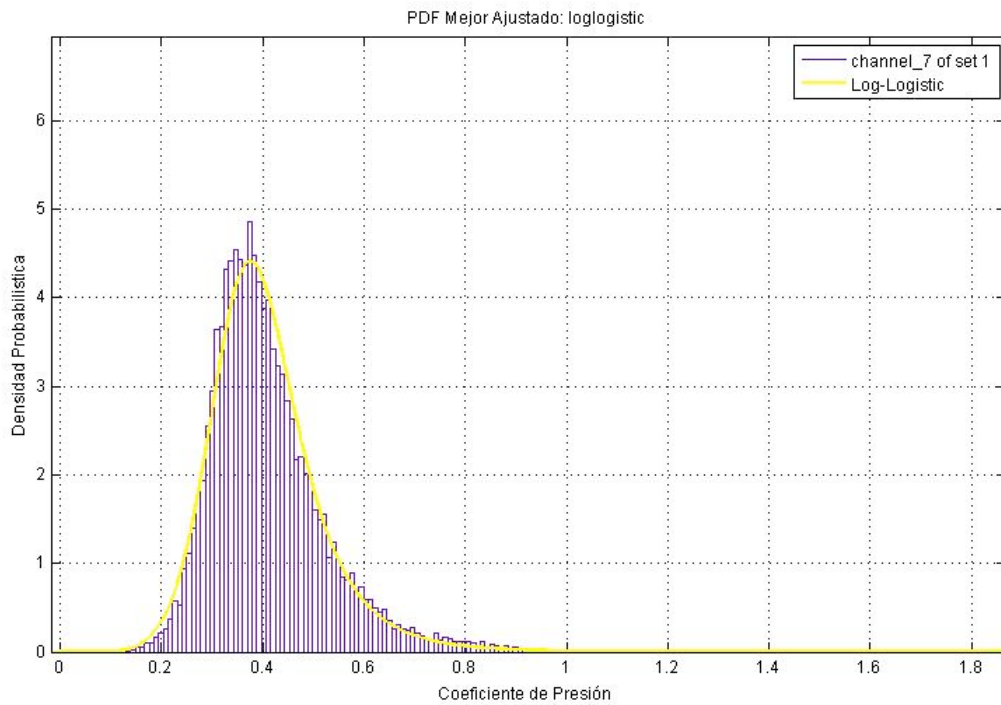


Figura F.18 Distribución probabilística que más se ajusta a los valores obtenidos del sensor No.7 del registro de 130°, Túnel de Viento.

Apéndice G

Código en MATLAB

Código General:

```
%% The Program for my research investigation (UPRM - MECE)
% Gilberto Lopez Diaz
% Full Scale Data

clear all ; close all

%% Loading Data

data_directory = [cd '/'];
filename = 'CpValues_2004_Ivan_FL-27_Case_1b_138.mat';
load([data_directory filename]) % para llamar el archivo de CP

%% Ploting Normalized Histogram from measured voltage

workingtaps = [2,3,5,6,7,9,10,11,12,13,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,28];
% taps working for FL-27 house Ivan 2004

totalch = length(workingtaps);

for i = 1:totalch
    data = CpValues(workingtaps(i),:);

    figure(i+1)
    [mse(:,i),x1,x1_new,y1,y2,y3,y4,y5,y6,y7,y8,y9,y10,y11] =...
        pdfffitmodels_original(data,workingtaps(i),1);
    [mse_sort(:,i),indx_sort(:,i)] = sort(mse(:,i));

    dist_id = { 'normal';'gamma';'inverse gaussian' ;'bimbaum-saunders';...
        'generalized extreme value';'log-logistic';'nakagami';'rician';...
        't location-scale';'weibull';'logistic'};

    dist_id_sort(:,i) = dist_id(indx_sort(:,i));

    indxmean = find(y1 >= mean(data),1);

    %% traslacion y mirror :

    data_original = data(:); % to undo trsalacion y mirror
    data = data(:);
    if skewness(data) < 0
        data = -data;
    end
    data = data - min(data);
    data = data + 0.01;

    promedio = mean(data);
    desstd = std(data);
    S = skewness(data);
    K = kurtosis(data);

    %% Parameter: Moment Estimator
    shape = (2/S)^2;
    scale = (desstd*S/2);
    location = promedio-(2*desstd/S);

    dataout(i,1) = 135;
    dataout(i,2) = workingtaps(i);
    dataout(i,3) = min(data);
    dataout(i,4) = max(data);
    dataout(i,5) = promedio;
    dataout(i,6) = desstd;
```

```

        dataout(i,7) = S;
        dataout(i,8) = K;
        dataout(i,9) = shape;
        dataout(i,10) = scale;
        dataout(i,11) = location;

end

%% Determinando
[indxlow,indxhigh,cpintervals(1,1),cpintervals(1,2)] = myintervals(x1_new,y1);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(2,1),cpintervals(2,2)] = myintervals(x1_new,y2);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(3,1),cpintervals(3,2)] = myintervals(x1_new,y5);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(4,1),cpintervals(4,2)] = myintervals(x1_new,y6);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(5,1),cpintervals(5,2)] = myintervals(x1_new,y9);

```

Función :

```

%% The Program for my research investigation (UPRM - MECE)
% Gilberto Lopez Diaz
% Full Scale Data

clear all ; close all

%% Loading Data

data_directory = [cd '/'];
filename = 'CpValues_2004_Ivan_FL-27_Case_1b_138.mat';
load([data_directory filename]) % para llamar el archivo de CP

%% Ploting Normalized Histogram from measured voltage

workingtaps = [2,3,5,6,7,9,10,11,12,13,15,16,17,18,19,20,21,22,23,24,28];
% taps working for FL-27 house Ivan 2004

totalch = length(workingtaps);

for i = 1:totalch
    data = CpValues(workingtaps(i),:);

    figure(i+1)
    [mse(:,i),x1,x1_new,y1,y2,y3,y4,y5,y6,y7,y8,y9,y10,y11] =...
        pdffitmodels_original(data,workingtaps(i),1);
    [mse_sort(:,i),indx_sort(:,i)] = sort(mse(:,i));

    dist_id = { 'normal';'gamma';'inverse gaussian' ;'bimbaum-saunders';...
        'generalized extreme value';'log-logistic';'nakagami';'rician';...
        't location-scale';'weibull';'logistic'};

    dist_id_sort(:,i) = dist_id(indx_sort(:,i));

    indxmean = find(y1 >= mean(data),1);

    %% traslacion y mirror :

    data_original = data(:); % to undo trsalacion y mirror
    data = data(:);
    if skewness(data) < 0
        data = -data;
    end
    data = data - min(data);
    data = data + 0.01;

    promedio = mean(data);
    desstd = std(data);

```

```

    S = skewness(data);
    K = kurtosis(data);

%% Parameter: Moment Estimator
shape = (2/S)^2;
scale = (desstd*S/2);
location = promedio-(2*desstd/S);

    dataout(i,1) = 135;
    dataout(i,2) = workingtaps(i);
    dataout(i,3) = min(data);
    dataout(i,4) = max(data);
    dataout(i,5) = promedio;
    dataout(i,6) = desstd;
    dataout(i,7) = S;
    dataout(i,8) = K;
    dataout(i,9) = shape;
    dataout(i,10) = scale;
    dataout(i,11) = location;

end

%% Determinando
[indxlow,indxhigh,cpintervals(1,1),cpintervals(1,2)] = myintervals(x1_new,y1);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(2,1),cpintervals(2,2)] = myintervals(x1_new,y2);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(3,1),cpintervals(3,2)] = myintervals(x1_new,y5);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(4,1),cpintervals(4,2)] = myintervals(x1_new,y6);
[indxlow,indxhigh,cpintervals(5,1),cpintervals(5,2)] = myintervals(x1_new,y9);

```