



MODELO MATEMÁTICO PARA LA EVALUACIÓN DE PELIGROS NATURALES MEDIANTE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

(Mathematical model for the evaluation of natural hazards using geographic information)

Montiel, Daris

Universidad de Córdoba, Colombia

darismontiel@gmail.com

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo proponer modelos matemáticos para la evaluación de peligros naturales mediante información geográfica. Teóricamente sustentada por Ljung (1998) y Camacho (2002) en las áreas de modelado matemático y sistemas predictivos. La metodología utilizada en la investigación fue descriptiva y está constituida por cuatro (4) fases. Inicialmente se realiza una descripción de los sistemas de medición de peligros ambientales en la Guajira, seguidamente, se identifican las variables que representan peligros ambientales mediante información geográfica, posteriormente se modelaron matemáticamente las variables que representan peligros ambientales en la localidad de la Guajira colombiana, y por último, la validación de los modelos matemáticos desarrollados. Como resultados se obtuvieron los siguientes aspectos a destacar: se describieron cada uno de los sistemas de medición de peligros ambientales en la Guajira, se observó que el mapa esta desactualizado debido a la falta de mediciones en los diversos puntos de esta región. Las amenazas más comunes son las inundaciones cerca de la costa y las altas temperaturas producto de los cambios climáticos mundiales por debajo del Ecuador, seguidamente se identificaron las variables que representan peligros ambientales mediante información geográfica, las cuales fueron los rayos ultravioletas, la dirección del viento, la humedad, la temperatura, la velocidad del viento y las precipitaciones se modelaron matemáticamente las variables que representan peligros ambientales, además, por medio de la validación se comprobó que la variable precipitación queda por fuera de la predicción, producto de la insuficiencia de la información y por el contrario con la temperatura y la velocidad del viento se determinó que con un ritmo de 2 años puede ser predicho el evento haciendo uso del control predictivo.

Palabras claves: Modelos matemáticos, peligros ambientales, control predictivo.



ABSTRACT

The objective of this research was to propose mathematical models for the evaluation of natural hazards through geographic information. Theoretically supported by Ljung (1998) and Smith & Corripio (2004) in the areas of mathematical modeling and predictive systems. The methodology used in the investigation was descriptive and consists of four (4) phases. Initially a description of the environmental hazard measurement systems is made in the Guajira, then the variables that represent environmental hazards are identified through geographic information, later the variables that represent environmental hazards were modeled mathematically in the locality of the Colombian Guajira and by last the validation of the developed mathematical models. As results were obtained the following aspects to be highlighted: each of the environmental hazard measurement systems in the Guajira were described, it was observed that the map is outdated due to the lack of measurements in the various points of this region. The most common threats are floods near the coast and high temperatures caused by global climate changes below the equator, then identified the variables that represent environmental hazards through geographic information, which were ultraviolet rays, wind direction, humidity, temperature, wind speed and rainfall were modeled mathematically variables that represent environmental hazards, in addition, through validation was found that the precipitation variable is outside the prediction, product of the failure of the information and on the contrary with the temperature and the wind speed it was determined that with a 2 year rhythm the event can be predicted using predictive control.

Keywords: Mathematical models, environmental hazards, predictive control.

INTRODUCCIÓN

Los desastres o peligros naturales se caracterizan por ser fenómenos meteorológicos, climáticos fuertes y a la vez extremos, los cuales son ocasionados por causas naturales. Hoy en día el planeta tierra se encuentra muy afectado porque estos sucesos se están presentando con mayor frecuencia en diferentes partes del mundo, claro está que algunos lugares son más vulnerables a determinados peligros que otros. Colombia es un país en el que es común que se presenten diversos fenómenos naturales, ocasionando desastres y caos en las comunidades afectadas e incluso pérdidas humanas, por ejemplo inundaciones, deslizamientos de tierras, sismos, entre otros. Por ello, es importante estudiar y determinar la manera de predecir la vulnerabilidad de determinadas zonas de la ciudad, tales como la identificación de puntos débiles o amenazas, el reconocimiento de las inversiones para mitigar los daños causados por un peligro natural o los efectos psicológicos que pueda traer hacia ellas.

Actualmente, los sistemas de alerta temprana que existen en la Guajira, departamento de Colombia, para el manejo de estos peligros naturales, están en su mayoría limitados por la cantidad de información disponible y por la imaginación del



analista. En nuestros días, no existe un sistema de control que realice una evaluación de los desastres naturales a través cartografía de peligros, eventos naturales, los cuales están dados por información geográfica e igualmente instrumentos de medición, radares u otros.

En la presente investigación se mostraron análisis matemáticos que puedan de alguna manera predecir el comportamiento de estos eventos climatológicos no deseados, para con ellos desarrollar sistemas de control predictivos que se ajusten al propósito deseado para el clima en la región, e incluso el utilizar diferentes técnicas de control que nos permitan evaluar las maniobras de salva guarda y alerta temprana a las diferentes poblaciones.

Por lo anterior, se plantea un modelo matemático para la evaluación de peligros naturales mediante información geográfica. Que está estructurada en cuatro capítulos: en el primer capítulo es planteada la problemática, el objetivo general y los objetivos específicos que deben cumplirse en el transcurso de la investigación, un segundo capítulo con antecedentes y la fundamentación teórica necesaria para el establecimiento de resultados. El tercer capítulo, se desarrolla la metodología, procedimientos y fases a establecer en el modelo matemático para la evaluación de peligros naturales mediante información geográfica, y por último, en el capítulo IV se dan a conocer los resultados obtenidos la presente investigación.

OBJETO DE LA INVESTIGACIÓN

Los objetivos de la investigación según Hernández, Fernández y Baptista (2010) exponen el resultado que se espera obtener en la misma y estos deben ser establecidos con claridad, pues, son las metas del investigador, en este sentido, Balestrini (2002) plantea que al establecer lo que se va a estudiar dentro de una problemática, coloca la investigación dentro de determinados límites, sirviendo como guía para evitar desviaciones en la investigación por lo que la misma tiene el objeto principal de Proponer modelos matemáticos para la evaluación de peligros naturales mediante información geográfica

ASPECTOS METODOLÓGICOS

De acuerdo a Tamayo y Tamayo (2007, p. 46), lo descriptivo es el registro, análisis e interpretación de la naturaleza y la composición o procesos de los fenómenos; esta trabaja sobre realidades de hechos y su punto imprescindible es la de la interpretación correcta. Para esta investigación se estudiarán los peligros naturales, se caracterizaran en su dinámica operacional si como sus consecuencias para de alguna forma estar preparados para la gestión del riesgo. Con esto, el modelo matemático predictivo, permitirá identificar zonas de alto riesgo en Colombia para lograr mitigar daños o en su defecto evitarlos. Como lo explica Hernández (2003), la investigación explicativa tiene su interés en explicar por qué ocurre un fenómeno y en qué condiciones se da éste, o por qué se relacionan dos o más variables. Pretende establecer las causas de los eventos, sucesos o fenómenos que se estudian. Se caracteriza por una



relación causal, donde no solo se persigue describir o acercarse al problema, sino que intenta encontrar las causas del mismo.

Esta investigación se considera de tipo explicativa, ya que en la misma se lleva a cabo un análisis sistemático de los problemas presentados en condiciones climatológicas variantes en el tiempo, con la finalidad de describirlos, explicar la relación causa-efecto entre las variables y entender su naturaleza, proporcionando un sentido de entendimiento al fenómeno de estudio; de esta forma se cuenta con el entendimiento de la dinámica lineal/no lineal que caracteriza el comportamiento de variables meteorológicas a fin de prevenir y predecir desastres naturales en el Departamento de la Guajira, Colombia.

Para Tamayo y Tamayo (2007 p. 108), el diseño de la investigación se relaciona con el manejo de la realidad por el investigador, que cada investigación tiene un diseño propio sobre la realidad presentada por el investigador; se debe tener en cuenta que el diseño es la estructura a seguir en una investigación, lo que permite ejercer el control de la misma con el fin de lograr resultados significativos y relacionados con los interrogantes generados de los supuestos e hipótesis-problemas.

El diseño no experimental, según lo expuesto por Kerlinger (1979, p. 116), "la investigación no experimental o es cualquier investigación en la que resulta imposible manipular variables o asignar aleatoriamente a los sujetos o a las condiciones". Este proyecto, cabe en esta descripción debido a que con las variables geográficas, mezcladas con las de carácter social y económico se determinaran zonas de riesgos naturales, los cuales no pueden ser manipulados en sí, correspondiendo así al objeto de estudio de este tipo de investigación.

Para los autores Hernández, Fernández y Baptista (1991, p.189) la investigación no experimental es aquella que se realiza sin manipular deliberadamente variables. Es decir, una investigación donde no se hace variar intencionalmente las variables independientes. Lo que se hace en la investigación no experimental es observar fenómenos tal y como se dan en su contexto natural, para después analizarlos. Por otro lado, Kerlinger y Lee (2002, p. 504) afirman que la investigación no experimental es la búsqueda empírica y sistemática en la que el científico no posee control directo de las variables independientes, debido a que sus manifestaciones ya han ocurrido o a que son inherentemente no manipulables.

Se hacen inferencias sobre las relaciones entre las variables, sin intervención directa, de la variación concomitante de las variables independiente y dependiente. Todo esto conlleva a que en el presente estudio no se manipularan las variables climatológicas, solo se analizar y/o estudiaran en su forma de adquisición en un periodo record de 3 años anteriores para poder realizar las estimaciones futuras respectivamente.

RESULTADOS DE LA INVESTIGACION

Por otro lado, y de acuerdo a consultas e investigaciones realizadas, esencialmente en una publicación realizada por "The Organization of American States (OAS)", algunos de los procesos para la evaluación de amenazas naturales

en el mundo, son, en primera medida los Sistemas de Informaci n Geogr fica (SIG), el uso de sensores remotos en evaluaciones de amenazas naturales y las t cnicas especiales para el trazado de mapas. En este sentido, seg n informaci n dada en el Plan Municipal de Contingencia frente a la segunda temporada de lluvias y posible fen meno de la ni a, por la alcald a del departamento de la Guajira, los estudios para la evaluaci n de los peligros naturales, espec ficamente las inundaciones, se realizan de la siguiente manera:

Cuadro 2. Plan de contingencia actual del departamento de la guajira.

SISTEMA DE OBSERVACI�N POR PARTE DE LA COMUNIDAD	La comunidad ha estado atenta, especialmente despu�s de los fuertes aguaceros que se tuvieron en la ciudad durante el 2017 de m�s de dos horas; igualmente apoyan dando a conocer a las personas que invaden terrenos en zonas de riesgos.
MONITOREO Y SEGUIMIENTO	Por parte de la comisi�n operativa del CMGRD, de la secretaria de gobierno municipal, y la oficina de vivienda municipal.
SISTEMA DE ALERTAS TEMPRANAS	Se est�n adelantando gestiones para el sistema de alertas tempranas por zonas en la ciudad.
SISTEMA DE INFORMACI�N DE EN R�OS	La hidrol�gica de la Guajira realiza monitoreo del nivel del agua de los r�os

Fuente: Alcald a del Departamento de la Guajira (2017)

En Colombia, de manera general, pocos son los departamentos y municipios que han ejecutado inventarios de las zonas de alto riesgo o han realizado estudios apropiados y compatibles para incorporar el riesgo en los Planes de Ordenamiento Territorial (POT). Seg n La Comisi n Econ mica para Am rica Latina y el Caribe (CEPAL), Las zonas de riesgo en las diferentes ciudades del pa s en general no han obedecido a estudios suficientemente sustentados desde el punto de vista t cnico. En algunos casos se les ha definido como base en evidencias de problemas de erosi n o degradaci n o debido a la subnormalidad de los asentamientos humanos all  localizados. En el pa s, se nota una deficiencia notable en lo que tiene que ver con la evaluaci n de riesgos, debido a la falta de un marco instrumental metodol gico adecuado para cada nivel; nacional, regional y local. El pa s cuenta con pocos mapas, sistemas de alerta temprana en tiempo real, de amenazas nacionales apropiadas, esencialmente el de inundaciones.

Espec ficamente en el departamento de la Guajira, en lo relacionado con el uso de sistemas de Informaci n Geogr fica (SIG), de sistemas de alerta temprana, de sensores remotos en evaluaciones de amenazas naturales y las t cnicas especiales para el trazado de mapas para la evaluaci n del riesgo, se encuentran en procesos de investigaci n para de alguna manera mitigar desastres naturales en estas localidades a trav s de modelos predictivos que logren enviar reportes a los

institutos de meteorología de la ciudad y con esto crear una base de datos con mapas más actualizados.

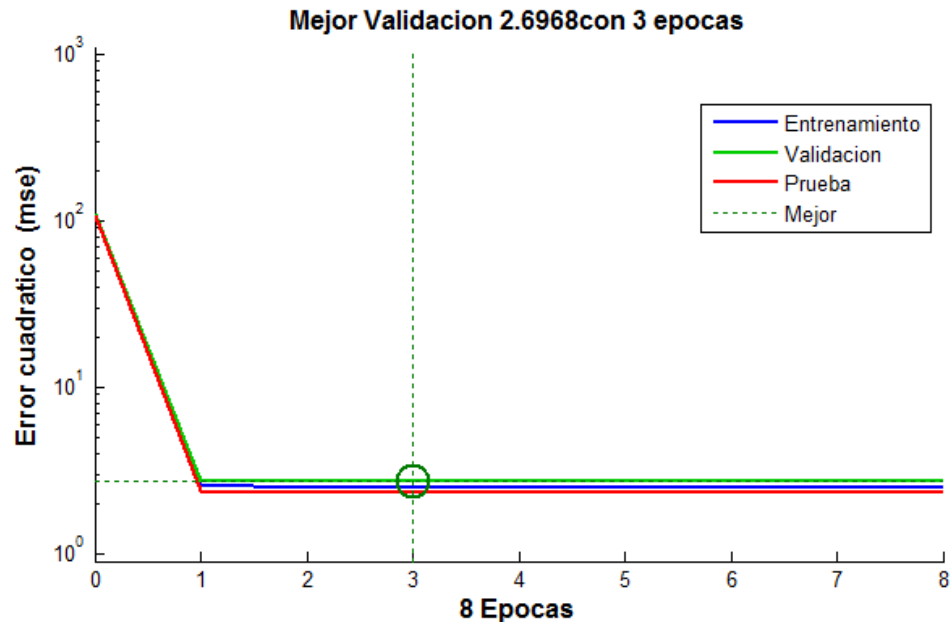


Figura 1. Graficas de desempeño de la red neural en la temperatura.
Fuente: Propia (2017)

Se puede indicar que el desarrollo del diseño de la red para el pronóstico de la temperatura arrojó muy buenos resultados desde el punto de vista del desarrollo del diseño de la red y que se confirmaron en el proceso de validación del control propuesto y es donde se pondrá a prueba el desempeño del diseño y de no cumplir con lo propuesto se iniciará nuevamente el proceso de diseño y entrenamiento hasta conseguir la mejor configuración de red posible.

Una vez culminado la experiencia con la temperatura, la siguiente variable de estudio será la velocidad del viento. Para esto el algoritmo debe ajustar los parámetros de la red para minimizar el error cuadrático medio que nos es más que un estimador que mide el promedio de los errores al cuadrado, es decir, la diferencia entre el estimador y lo que se estima elevado al cuadrado. Se muestra una tabla donde están contenidos parámetros de diseño seleccionados para desarrollar la red neural, en la misma se encuentra un resumen de todo lo descrito en este apartado.

Tabla 1. Parámetros de la arquitectura de red de velocidad

Parámetro a Utilizar	Valor Indicado
Numero de Variables de Entrada	1
Numero Variables de Salida	1
Numero de Capas Ocultas	6
Numero de Capas de Entrada	1
Numero de Capas de Salida	1
Numero de Neurona en Capa Oculta	6
Función de Activación en La Capa	Lineal y Tangencial
Épocas o Ciclos de Entrenamiento	34
Regla de Aprendizaje	Propagación Hacia Atrás

Fuente: Montiel (2017)

En la figura anterior se presenta la arquitectura de diseño para la red neural de temperatura exterior por lo que destaca que la misma tendrá un total de 8 neuronas en la capa oculta que le darán las aproximaciones mínimas necesarias en función de los datos a procesar. A continuación, se presentará la arquitectura final de la red tomada desde la aplicación Matlab tal y como estará formulada y estructurada de manera que pueda visualizar la arquitectura real de la red.

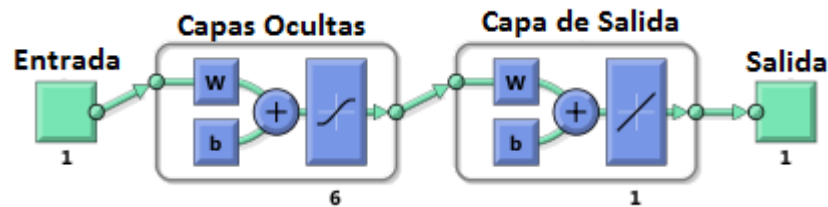


Figura 2. Arquitectura de la Red Propuesta para velocidad de viento.

Fuente: Montiel (2017)

Una vez establecida la arquitectura de la red se debe determinar los parámetros de entrenamiento que serán empleados el toolbox de Matlab® "NFTOOL" para el entrenamiento de la red, estos parámetros de entrenamiento determinan el gado de aprendizaje, la velocidad de aprendizaje y el tiempo que se requiere para que la red creada converja a las respuestas deseadas. Estos parámetros de entrenamiento están compuestos por: gradiente mínimo, cantidad máxima de fallas, saltos incrementales, saltos hacia atrás, máximo gradiente, entre otros. Inicialmente describiremos cada uno de parámetros e indicaremos cual será el valor empleado para el entrenamiento, determinados mediante ensayos de prueba y error.

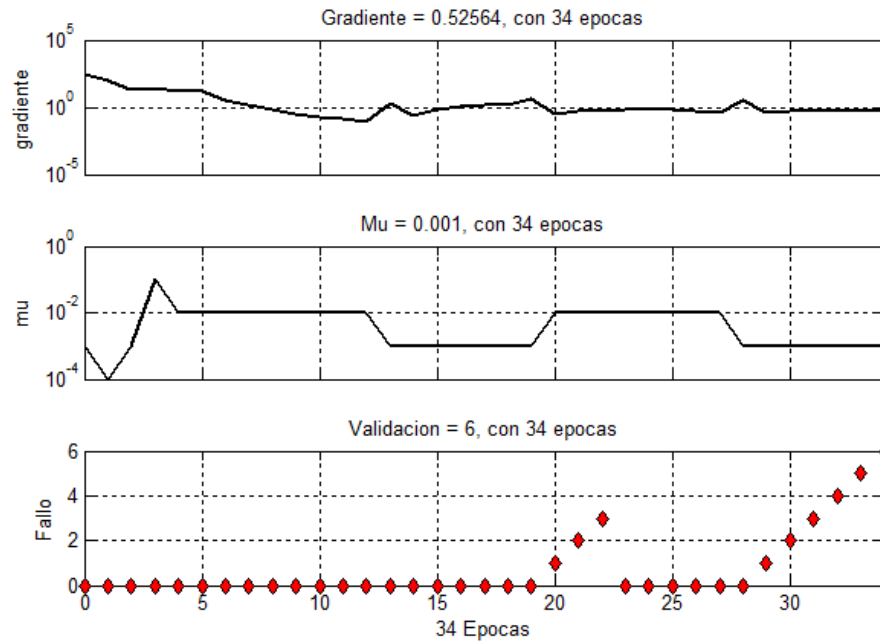


Figura 3. Estado de entrenamiento de la red neural para la velocidad de viento Fuente: Montiel (2017)

Durante este proceso se pudo observar el comportamiento de la red y si estaba convergiendo al diseño mediante las gráficas de desempeño y graficas de estado de entrenamiento, que para los desarrolladores les brinda una gran cantidad de información acerca del estado y comportamiento de la red, en el presente caso se observó el desempeño en el tiempo quedando satisfecho con el resultado obtenido para la variable velocidad de viento pudiéndose predecir con un 86% de ajuste. A continuación, en la imagen siguiente se presenta el desempeño de la red.

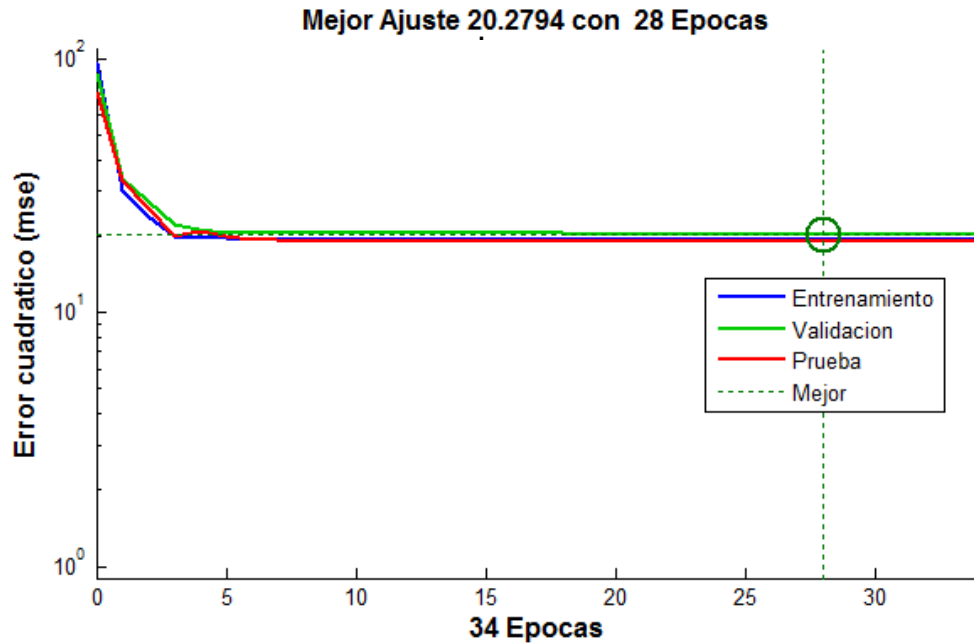


Figura 4. Graficas de desempeño de la red neural en la velocidad del viento
Fuente: Montiel (2017)

Se puede indicar que el desarrollo del diseño de la red para el pronóstico de la velocidad del viento arroja muy buenos resultados desde el punto de vista del desarrollo del diseño de la red y que se confirmaron en el proceso de validación del control propuesto y es donde se pondrá a prueba el desempeño del diseño y de no cumplir con lo propuesto se iniciará nuevamente el proceso de diseño y entrenamiento hasta conseguir la mejor configuración de red posible.

Una vez culminado la experiencia con la velocidad del viento, la siguiente variable de estudio será la precipitación por lluvia. Para esto el algoritmo debe ajustar los parámetros de la red para minimizar el error cuadrático medio que nos es más que un estimador que mide el promedio de los errores al cuadrado, es decir, la diferencia entre el estimador y lo que se estima elevado al cuadrado. Se muestra una tabla donde están contenidos parámetros de diseño seleccionados para desarrollar la red neural, en la misma se encuentra un resumen de todo lo descrito en este apartado.

Tabla 2. Parámetros de la arquitectura de red de precipitación.

Parámetro a Utilizar	Valor Indicado
Numero de Variables de Entrada	1
Numero Variables de Salida	1
Numero de Capas Ocultas	15
Numero de Capas de Entrada	1
Numero de Capas de Salida	1
Numero de Neurona en Capa Oculta	15
Función de Activación en La Capa	Lineal y Tangencial
Épocas o Ciclos de Entrenamiento	9
Regla de Aprendizaje	Propagación Hacia Atrás

Fuente: Montiel (2017)

En la figura anterior se presenta la arquitectura de diseño para la red neural de precipitación por lo que destaca que la misma tendrá un total de 15 neuronas en la capa oculta que le darán las aproximaciones mínimas necesarias en función de los datos a procesar. A continuación, se presentará la arquitectura final de la red tomada desde la aplicación Matlab tal y como estará formulada y estructurada de manera que pueda visualizar la arquitectura real de la red.

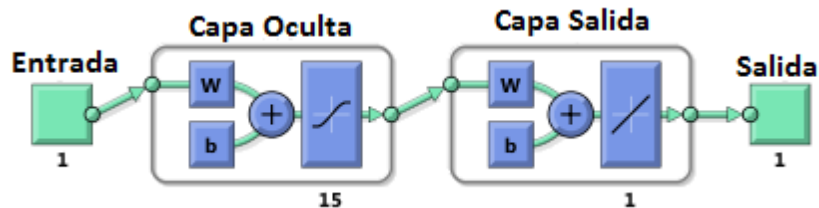


Figura 5. Arquitectura de la Red Propuesta para la precipitación.

Fuente: Montiel (2017)

Una vez establecida la arquitectura de la red se debe determinar los parámetros de entrenamiento que serán empleados el toolbox de Matlab "NFTOOL" para el entrenamiento de la red, estos parámetros de entrenamiento determinan el gado de aprendizaje, la precipitación de aprendizaje y el tiempo que se requiere para que la red creada converja a las respuestas deseadas.

Estos parámetros de entrenamiento están compuestos por: gradiente mínimo, cantidad máxima de fallas, saltos incrementales, saltos hacia atrás, máximo gradiente, entre otros. Inicialmente describiremos cada uno de parámetros e indicaremos cual será el valor empleado para el entrenamiento, determinados mediante ensayos de prueba y error.

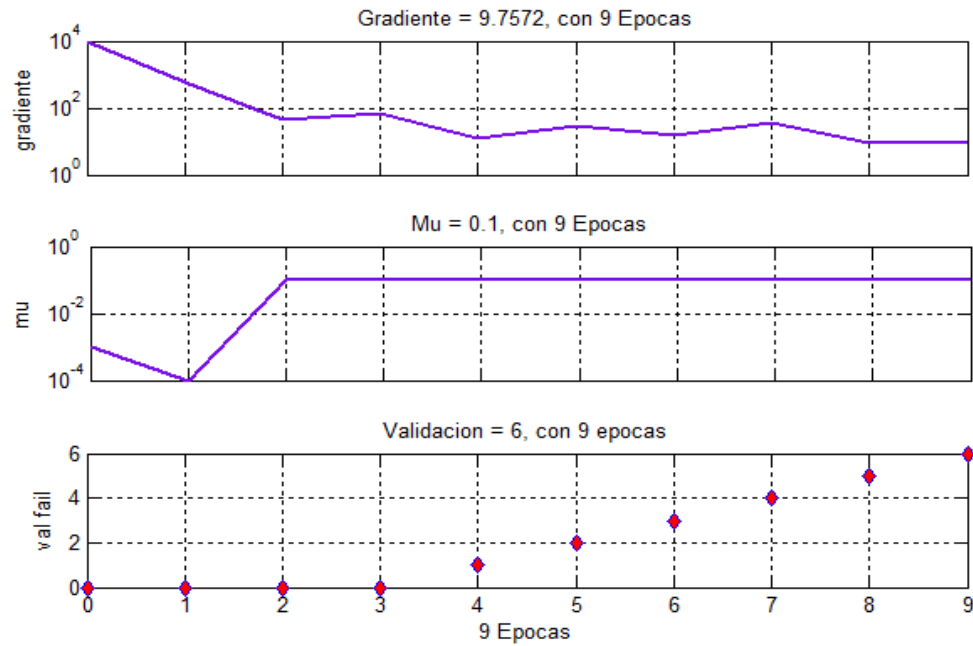


Figura 6. Estado de entrenamiento de la red neural para la precipitación.
Fuente: Montiel (2017)

Durante este proceso se pudo observar el comportamiento de la red y si estaba convergiendo al diseño mediante las gráficas de desempeño y graficas de estado de entrenamiento, que para los desarrolladores les brinda una gran cantidad de información acerca del estado y comportamiento de la red, en el presente caso se observó el desempeño en el tiempo quedando satisfecho con el resultado obtenido para la variable precipitación por lluvia pudiéndose predecir con un 91% de ajuste. A continuación, en la imagen siguiente se presenta el desempeño de la red.

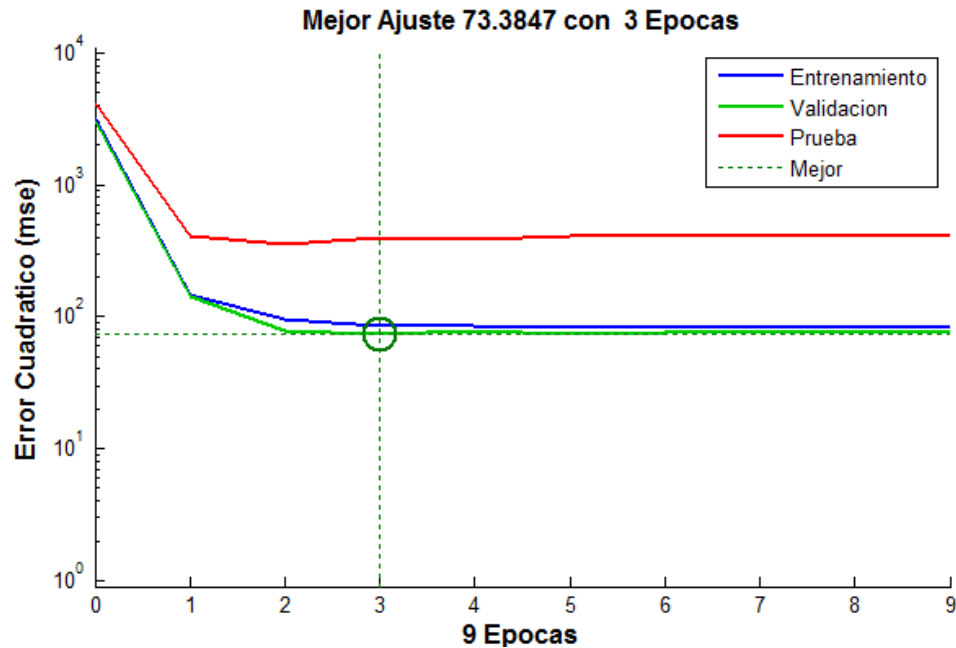


Figura 7. Graficas de desempeño de la red neural en la precipitación.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede indicar que el desarrollo del diseño de la red para el pronóstico de la precipitación arroja muy buenos resultados desde el punto de vista del desarrollo del diseño de la red y que se confirmaron en el proceso de validación del control propuesto y es donde se pondrá a prueba el desempeño del diseño y de no cumplir con lo propuesto se iniciara nuevamente el proceso de diseño y entrenamiento hasta conseguir la mejor configuración de red posible.

VALIDACIÓN DE LOS MODELOS

Para la validación de los modelos, es necesario comprobar la robustez de los datos a través del ingreso de datos proveniente de otro grupo de control, por lo cual lo ideal sería el empleo de datos de otros meses a fin de garantizar que el modelo predictivo cumpla sus funciones de alertar a la estación meteorológica. Para esto se ha establecido por cada variable de control una validación para sistemas lineales y no lineales por lo que para los lineales se dispone de los métodos paramétricos y los no lineales a través de un control predictivo. A continuación se presenta el caso lineal para la temperatura.

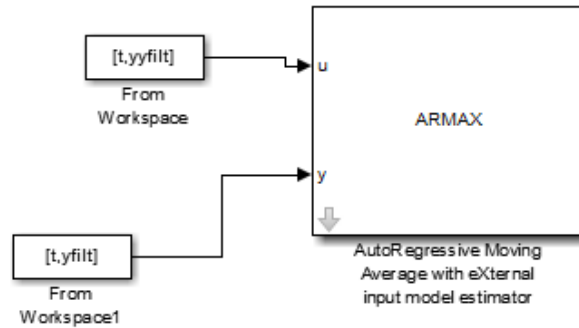


Figura 8. Sistema de validación para la temperatura.
Fuente: Montiel (2017)

Para esto, se empleó el bloque ARMAX 2221 debido a que este fue el modelo que predominó en la selección matemática en la fase anterior, y este modelo puede ser ubicado en la herramienta simulink una vez cargada la data del mismo modelo, solo se emplean los datos de entrada y salida respectivamente a fin de comprobar el comportamiento en la predicción del mismo. A continuación se presenta este comportamiento pre dicho.

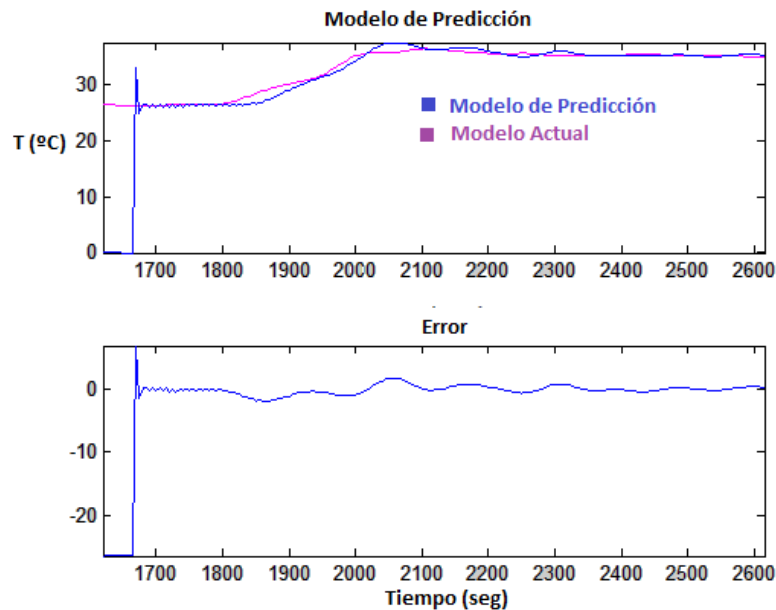


Figura 9. Validación para el modelo predictivo de temperatura.
Fuente: Montiel (2017)

Como se puede apreciar, el modelo de predicción sigue al modelo actual calculado por lo que se puede apreciar por encima del 70% de ajuste una vez iniciada la estimación en tiempo real, lo que hace concluir que el modelo es robusto y puede ser empleado con un déficit del 20% aproximadamente y que esto puede ser mejorado a través de una predicción por control predictivo como se muestra a continuación en el siguiente esquema.

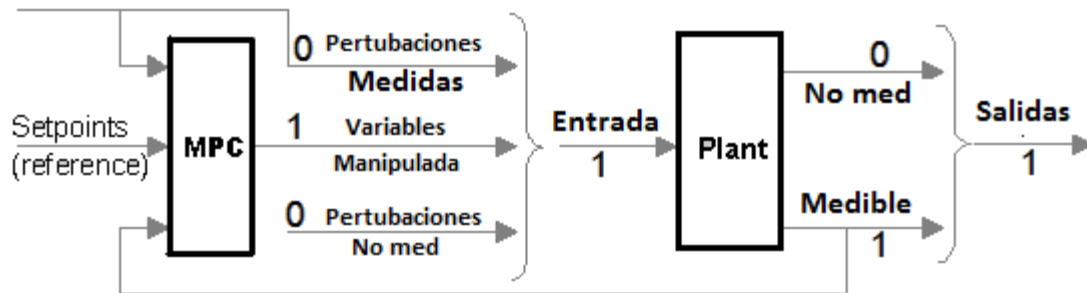


Figura 10. Esquema para el control predictivo de temperatura.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede apreciar la estructura de control predictivo por retroalimentación en la figura anterior, en la cual fue empleado el modelo ARMAX 2221 con un horizonte de predicción de 50 meses equivalente a 5 años con un control de 2 meses simultáneamente por lo que la curva se ajustara en este intervalo a fin de volverse adaptativa en función de las no linealidades presentadas en los datos de entrada. A continuación se muestra la predicción obtenida:

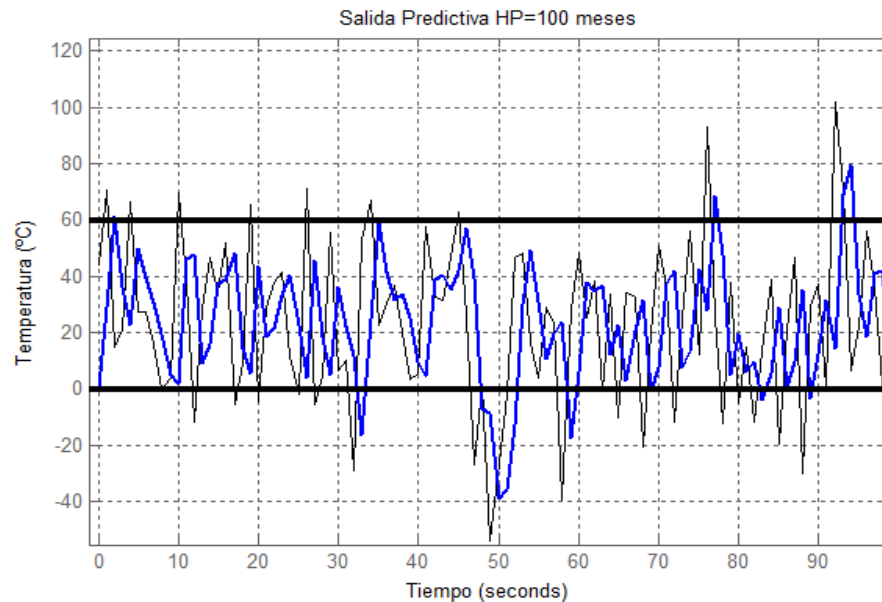


Figura 11. Respuesta del control predictivo de temperatura.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede notar en el grupo de control predictivo que la mayoría de los datos en la zona tendera a oscilar entre los 20°C y los 45°C para el transcurso de los años obteniéndose una fiabilidad de cerca al 95% como se ve en la curva, esto garantiza que a pesar de los índice ultra violetas producto de la radiación y los cambios climáticos productos de fenómenos naturales, la temperatura se equiparara con la velocidades del viento, humedad y precipitaciones a fin de mantenerse durante 2 años como mínimo en los valores dentro del rango marcado en la curva anterior. Ahora bien, se presenta el pronóstico de validación para la velocidad del viento.

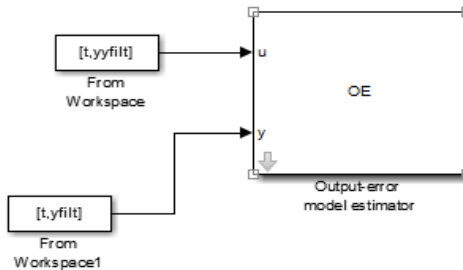


Figura 12. Sistema de validación para la velocidad de viento.
Fuente: Montiel (2017)

Para esto, se empleó el bloque OE 221 debido a que este fue el modelo que predomino en la selección matemática en la fase anterior, y este modelo puede ser ubicado en la herramienta simulink una vez cargada la data del mismo modelo, solo se emplean los datos de entrada y salida respectivamente a fin de comprobar el comportamiento en la predicción del mismo. A continuación se presenta este comportamiento pre dicho.

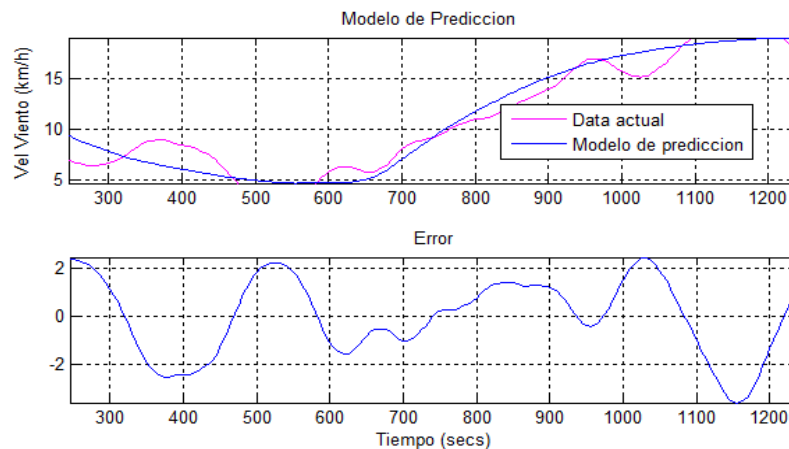


Figura 13. Validación para el modelo predictivo de velocidad de viento
Fuente: Montiel (2017)

Como se puede apreciar, el modelo de predicción sigue al modelo actual calculado por lo que se puede apreciar por encima del 80% de ajuste una vez iniciada la estimación en tiempo real, lo que hace concluir que el modelo es robusto y puede ser empleado con un déficit del 10% aproximadamente y que esto puede ser mejorado a través de una predicción por control predictivo como se muestra a continuación en el siguiente esquema.

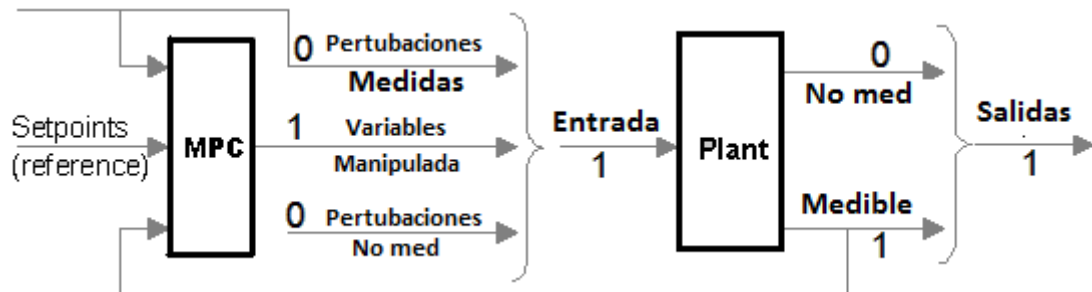


Figura 14. Esquema para el control predictivo de velocidad de viento.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede apreciar la estructura de control predictivo por retroalimentación en la figura anterior, en la cual fue empleado el modelo OE 221 con un horizonte de predicción de 50 meses equivalente a 5 años con un control de 2 meses simultáneamente por lo que la curva se ajustara en este intervalo a fin de volverse adaptativa en función de las no linealidades presentadas en los datos de entrada. A continuación se muestra la predicción obtenida.

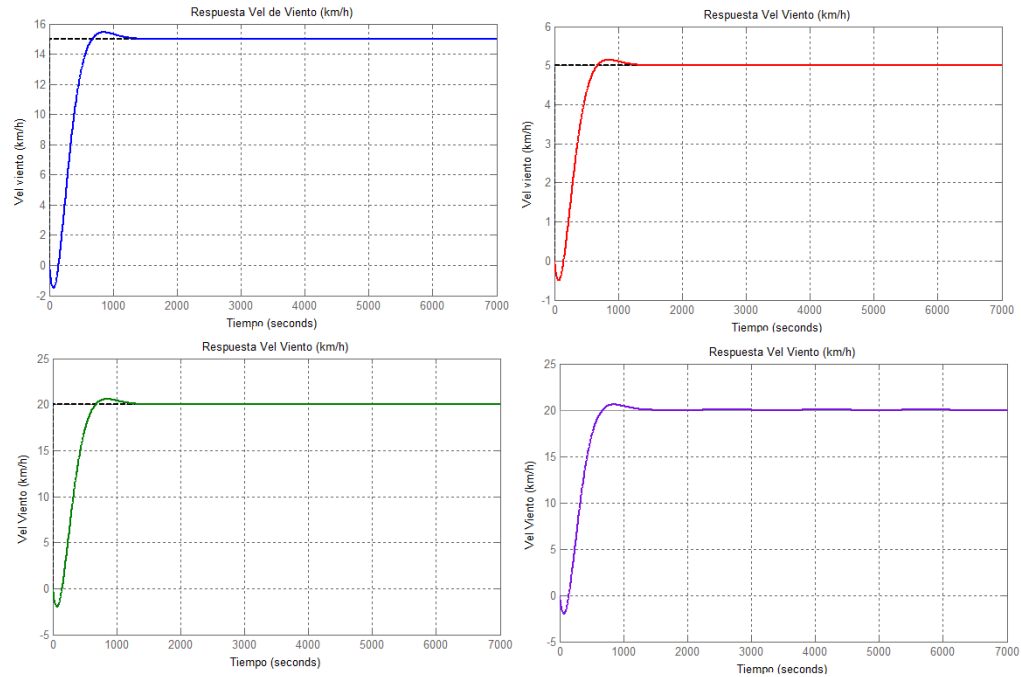


Figura 15. Respuesta del control predictivo de velocidad de viento.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede notar en el grupo de control predictivo que la mayoría de los datos en la zona tendera a oscilar entre los 5km/h y los 20km/h para el transcurso de los años obteniéndose una fiabilidad de cerca al 90% como se ve en la curva, esto garantiza que a pesar de las ráfagas de viento a diferentes velocidades producto de variante en la presión atmosférica del lugar y los cambios climáticos productos de fenómenos naturales, la velocidad de viento se equiparara con la temperatura, humedad y precipitaciones a fin de mantenerse durante 2 años como mínimo en los valores dentro del rango marcado en la curva anterior. Ahora bien, se presenta el pronóstico de validación para las precipitaciones por lluvia.

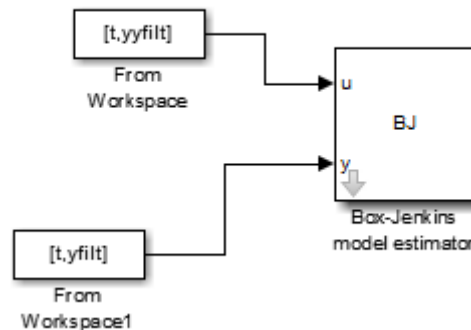


Figura 16. Sistema de validación para la precipitación por lluvia.
Fuente: Montiel (2017)

Para esto, se empleó el bloque BJ22221 debido a que este fue el modelo que predominó en la selección matemática en la fase anterior, y este modelo puede ser ubicado en la herramienta simulink una vez cargada la data del mismo modelo, solo se emplean los datos de entrada y salida respectivamente a fin de comprobar el comportamiento en la predicción del mismo. A continuación se presenta este comportamiento predicho.

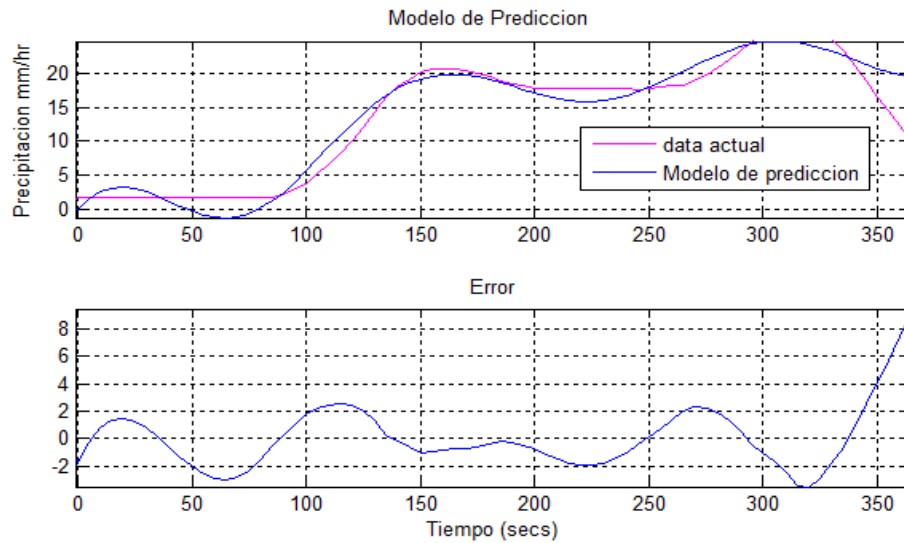


Figura 17. Validación para el modelo predictivo de precipitación
Fuente: Montiel (2017)

Como se puede apreciar, el modelo de predicción sigue al modelo actual calculado por lo que se puede apreciar por encima del 70% de ajuste una vez iniciada la estimación en tiempo real, lo que hace concluir que el modelo es robusto y puede ser empleado con un déficit del 25% aproximadamente y que esto puede ser mejorado a través de una predicción por control predictivo como se muestra a continuación en el siguiente esquema.

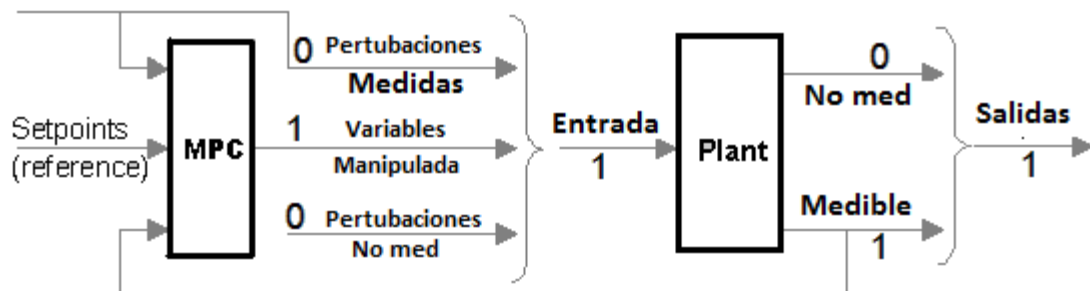


Figura 18. Esquema para el control predictivo de precipitación.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede apreciar la estructura de control predictivo por retroalimentación en la figura anterior, en la cual fue empleado el modelo BJ 22221 con un horizonte de predicción de 50 meses equivalente a 5 años con un control de 2 meses simultáneamente por lo que la curva se ajustara en este intervalo a fin de volverse adaptativa en función de las no linealidades presentadas en los datos de entrada. A continuación se muestra la predicción obtenida:

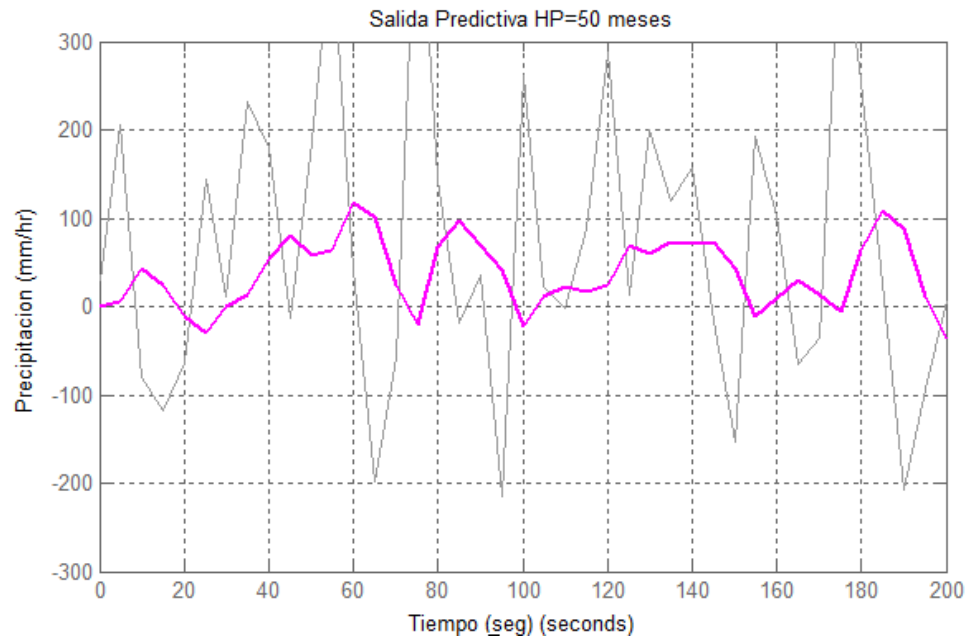


Figura 19. Respuesta del control predictivo de precipitación.
Fuente: Montiel (2017)

Se puede notar en el grupo de control predictivo que la mayoría de los datos en la zona tendera a oscilar entre los 0 y 200mm/hr para el transcurso de los años obteniéndose una fiabilidad de cerca al 60% como se ve en la curva, esto garantiza que a pesar de las dispersas lluvias a diferentes tasas producto de variante en la presión atmosférica del lugar y los cambios climáticos productos de fenómenos naturales, las precipitaciones se equiparara con la temperatura y la humedad a fin de mantenerse durante 2 años como mínimo en los valores dentro del rango marcado en la curva anterior.

CONCLUSIONES

A manera de conclusión se pueden dar los siguientes aspectos relevantes a lo largo del desarrollo de las fases de la investigación que condujeron a una seria de beneficios con calidad para la solución de problemática planteada en el primer capítulo de la investigación. En una primera instancia y dando respuesta a la fase I

de este estudio se puede decir que de acuerdo a las evaluaciones concentradas sobre los fen menos naturales en toda Colombia, se puede decir que el mapa de todas estas variables para la guajira esta desactualizado debido a la falta de mediciones en los diversos puntos de esta regi n. Las amenazas m s comunes que enfrentan los guajirences son las inundaciones cerca de la costa y las altas temperaturas producto de los cambios clim ticos mundiales por debajo del ecuador

En cuanto a la segunda fase de la investigaci n, se tiene que estudiando lo datos presentados por la estaci n GUAJIRA – 1 de este departamento se dice que las precipitaciones son aisladas pero fuertes en la medida que transcurre el a o, siendo los meses proclives a esto mayo, junio, septiembre, e inclusive algunos d as de noviembre y que estas se presentan en su mayor a en las cosas del norte del departamento, mientras que en el oeste donde se encuentran los sembrad os se presentan muy aisladas. Por otra parte no hay de qu  preocuparse a fen menos como la insolaci n o la presencia de huracanes ya que las variables en los a os de estudio no demuestra cercan a a valores en estos eventos.

Por otra parte, en cuanto a la fase III la modelaci n matem tica es inexacta cuando la cantidad de datos no es suficiente por lo que para las precipitaciones las cuales en ambos a os fueron muy aisladas en las zonas se tuvo inconvenientes a la hora de obtener una precisi n que pueda ser factor predictor de la misma. Esto no fue as  para la temperatura exterior y mucho menos para la velocidad del viento ya que la cola de datos fue adecuada para armar inclusive hasta 2-3 grupos de control para el modelo y validaci n respectivamente.

Finalmente para la fase IV se tiene que correspondi ndose a los valores de precipitaci n de la fase anterior, la misma denota valores pobres de predicci n por lo cual esta variable queda expuesta a cualquier cambio u alteraci n en el tiempo producto de la insuficiencia de la informaci n con respecto a lo sucedido en este departamento. Por el contrario para la temperatura y la velocidad del viento se ha determinado que con un ritmo de 2 a os puede ser predicho el evento hasta en un 10% por arriba y por debajo de los valores nominales calculados y estipulados como rango haciendo uso del control predictivo el cual presenta condiciones no lineales y que son ajustados a los datos del modelo linealizado.

REFERENCIAS BIBLIOGR FICAS

- Alcald a del Departamento de la Guajira (2017). Informe de Gestion de gobierno regional. 2017. Disponible en www.laguajira.gov.co
- Balestrini (2002) Como se elabora el proyecto de investigaci n: (para los Estudios Formulativos o Exploratorios, Descriptivos, Diagn sticos, Evaluativos, Formulaci n de Hip tesis Causales, Experimentales y los Proyectos Factibles).7ma. ed.P ie Imprenta: Caracas : Consultores Asociados, 2002
- Camacho (2012). Model Predictive control & Design using matlab. Springer Editorial. 4ta Edition. London.
- Comisi n Econ mica para Am rica Latina y el Caribe (CEPAL). Pol tica fiscal para la gesti n ambiental en Colombia. German Agency for Technical Cooperation ISBN: 9213227280 Colecci n. Series de la CEPAL



- Hernández, Fernández y Baptista, (1991) "Metodología de la investigación" Editorial Mw Graw Hill. 1era edición.
- Hernández, Fernández y Baptista (2003) "Metodología de la investigación" Editorial Mw Graw Hill. 3era edición.
- Hernández, Fernández y Baptista, (2010) "Metodología de la investigación" Editorial Mw Graw Hill. 5ta edición.
- Kerlinger, F. N. y Pedhazur, E. J. (1979). Multiple regression in behavioral research. New York, N.Y.: Holt, Rinehart and Winston, Inc
- Kerlinger, F. N. y Lee, H. B. (2002). *Investigación del comportamiento. Métodos de investigación en ciencias sociales* (4ª ed.). México: McGraw-Hill. P. 124
- Ljung (1998) "System identification for user" Prentice Hall. Editorial. First Edition.
- Tamayo y Tamayo (2003) "El proceso de investigación" Editorial Mw Graw Hill. 2da edición.
- Tamayo y Tamayo (2007) "El proceso de investigación" Editorial Mw Graw Hill. 4ta edición.
- The Organization of American States (OAS) Informe annual 2014. Disponible en www.oas.org