



INSTITUTO TECNOLÓGICO DE TUXTLA GUTIÉRREZ

RESIDENCIA PROFESIONAL

“ESTUDIO DE ALGORITMOS PARA EL PRONÓSTICO DEL RECURSO EÓLICO”

EMPRESA

CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y ESTUDIOS AVANZADOS DEL INSTITUTO
POLITÉCNICO NACIONAL, CINVESTAV

RESIDENTE

SÁNCHEZ HERNÁNDEZ JESSICA VIVIANA

ASESOR INTERNO

ING. ARIOSTO MANDUJANO CABRERA

ASESOR EXTERNO

DR. JUAN MANUEL RAMÍREZ ARREDONDO

INGENIERÍA ELÉCTRICA 9°SEMESTRE

TUXTLA GUTIÉRREZ, CHIAPAS. JUNIO 2015.

Índice

1. Introducción	3
1.1 Antecedentes	3
1.2 Estado del arte	4
1.3 Justificación	5
1.4 Objetivo	5
Objetivos específicos	5
1.5 Metodología; diagrama a bloques hardware y software	6
2. Fundamento teórico	7
2.1 La energía eólica.....	7
2.2 Generación eólica	8
2.3 Pronóstico de energía eólica.....	11
2.4 El viento	13
2.5 Características del viento	17
3. Desarrollo	18
3.1 El Filtro de Kalman.....	18
3.2 Cálculo de matrices de transición.	21
3.3 Pronóstico de medición de error	23
3.4 Estudio del Parque eólico	24
4. Resultados y conclusiones	26
4.1 Resultados cálculo de matrices de transición	26
4.2 Resultados de la Eólica Sotavento, Galicia.....	26
4.3 Resultados de la Estación Meteorológica Chapala	29
Bibliografía	33

1. Introducción

1.1 Antecedentes

En los últimos años, se ha hecho reconocida la importancia de minimizar los efectos que las emisiones de gases invernadero tienen sobre el sistema climático junto con la inminente futura escasez de recursos no renovables y los problemas de abastecimiento que hubo en nuestro país, entre otras, con lo que las energías renovables cobran mayor fuerza e importancia.

Pues bien, una energía renovable es la energía eólica que es captada del viento por turbinas eólicas y transmitida en los canales usuales. En el mundo, hoy se generan más de 120 GW de energía eólica. Sin embargo, el ser humano ha utilizado la energía proveniente del viento desde tiempos antiguos, ejemplos de estos son la navegación a vela y los molinos para la molienda de granos.

Durante largos años se ha utilizado la energía cinética del viento, transformándola en energía eléctrica. El viento es un fenómeno que se presenta en casi todo el planeta tierra con intensidad y regularidad variable, siendo algunos lugares más aptos que otros para efectos de la instalación de un parque eólico.

La generación de energía eléctrica con una turbina eólica es directamente dependiente de la velocidad del viento que sople perpendicular al plano de giro de las aspas de la turbina; sin embargo, esta es una variable estocástica dependiente de muchos factores tales como la presión, temperatura, densidad del aire, entre otras. Entre los beneficios que presenta la energía eólica se puede mencionar que no genera emisiones y que es económicamente competitiva.

Por esto ha sido la forma de generación más instalada durante los últimos años. Junto con los beneficios mencionados, este tipo de energía tiene algunas desventajas. Una de ellas es que no es capaz de suplir continuamente la demanda energética de un país. Esto se debe a que la naturaleza estocástica de la velocidad del viento para distintos momentos y lugares, produce problemas en la integración de este tipo de energía a la red eléctrica.

La integración de la energía eólica es un problema para los operadores y planificadores de la red eléctrica ya que una vez estimada la demanda diaria, es necesario determinar el nivel de generación de cada central, de manera de suplir la demanda total y contar con las reservas que aseguren un buen funcionamiento del sistema. Los parques eólicos tienen un costo marginal de generación igual a cero y, siendo este un factor principal dentro de la determinación del programa diario.

Por otra parte, al no conocer con precisión el nivel de generación en un parque eólico, no es posible determinar con exactitud cuánto es el nivel de generación para cada central, de tal manera de cumplir en todos los horarios con un despacho óptimo, entendiéndose este como aquel que minimiza las reservas satisfaciendo la demanda plenamente.

A fin de satisfacer el despacho de energía, es necesario un método de pronóstico de la generación de energía eléctrica en parques eólicos. En este sentido, el conocer a priori el nivel de generación en un parque eólico en forma horaria es de gran ayuda para los operadores de la red puesto que así se puede determinar de manera más eficiente el nivel de generación del resto de las centrales y calcular con mayor certeza las reservas durante el día.

1.2 Estado del arte

Yousef M. K. Ali, Dalhousie University, Halifax, Nova Scotia, Desarrollo la predicción eólica utilizando el método de las redes neuronales en combinación con la técnica de filtrado wavelet. Su característica principal es que al usa el proceso de filtrado que reduce el efecto del ruido y los bordes afiliados en los datos medidos de viento esto hace una mejor precisión de las previsiones [1].

Kanna Bhaskar, S. N. Singh, Department of Electrical Engineering, Indian Institute of Technology Kanpur, Kanpur. Desarrollaron la predicción de la energía eólica utilizando Red Neuronal Wavelet adaptativo AWNN, la principal característica es que no se requiere predicción numérica de tiempo y predice la velocidad del viento hasta 30 horas delante [2].

M. Hashem Nehrir, Paras Mandal, Electrical and Computer Engineering Department, Montana State University, Bozeman, MT, USA. Diseñaron un nuevo híbrido algoritmo inteligente para la predicción de energía eólica determinista, la principal característica es que utiliza una combinación de la transformada wavelet WT y ARTMAP difusa de la red neuronal para evaluar el rendimiento de la predicción probabilística [3].

LiLi, Yimei Wang, Yongqian Liu, Department of Renewable Energy North China Electric Power University, Beijing, China. Diseño e implemento la predicción del viento con la dinámica de fluidos computacional, la característica principal es la precisión de la predicción de la velocidad del viento, la simulación numérica mediante el método que se utiliza para ganar campo de flujo de aire es precisa [4].

Tascikaraoglu, M. Uzunoglu, Department of electrical and electronic engineering from BUET, Dhaka, Bangladesh. Desarrolla e implementa el pronóstico de energía eólica con dos modelos estadísticos, el auto-regresivo de media móvil y redes neuronales artificiales, la característica principal es la capacidad y precisión de predicción de estos modelos [5].

Shifan Guo, Yansong Li, Sheng Xiao, School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electrical Power University, Beijing, China. Desarrollo el modelo de red neuronal genético utilizado en la predicción de la velocidad del viento, que obtuvo un efecto satisfactorio, su característica es que la precisión de predicción es mayor así también el error mínimo de la red neuronal [6].

Yunxiang tian, Qunying Liu, Zhiyuan Hu, Yongfeng Liao, School of Automation, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China. Desarrollo para la predicción de la energía eólica, un algoritmo híbrido para predecir la velocidad del viento, su principal característica es que combina el análisis de series de tiempo y el algoritmo de Filtro de Kalman [7].

El presente proyecto sienta las bases para diseñar un algoritmo para el pronóstico del recurso eólico, debido a que la predicción de la velocidad del viento es importante para la precisión de la predicción de la energía eólica. Se llevará a cabo Utilizando Filtro de Kalman que es recursivo y predice en el presente y futuro, esto facilita la predicción eólica ya que realiza un filtrado óptimo y minimiza el índice de error.

1.3 Justificación

Lo que aquí se pretende es desarrollar un algoritmo para el pronóstico de disponibilidad de viento que será entregada al sistema eólico, permitiendo saber cuánta velocidad del viento es capaz de obtenerse en un cierto periodo de tiempo establecido. Así mismo estimar la potencia eólica que será generada a partir del pronóstico.

1.4 Objetivo

Desarrollo de un modelo de algoritmo basado en Filtro de Kalman, para pronosticar la velocidad del viento y la potencia. Capaz de lograr eficiencia y pronósticos confiables a partir de los datos adquiridos con un mínimo error de predicción.

Objetivos específicos

- Evaluación de los modelos propuestos para la predicción de la velocidad del viento y la potencia.
- Obtención del modelo de predicción de la velocidad del viento y la potencia.

1.5 Metodología; diagrama a bloques hardware y software

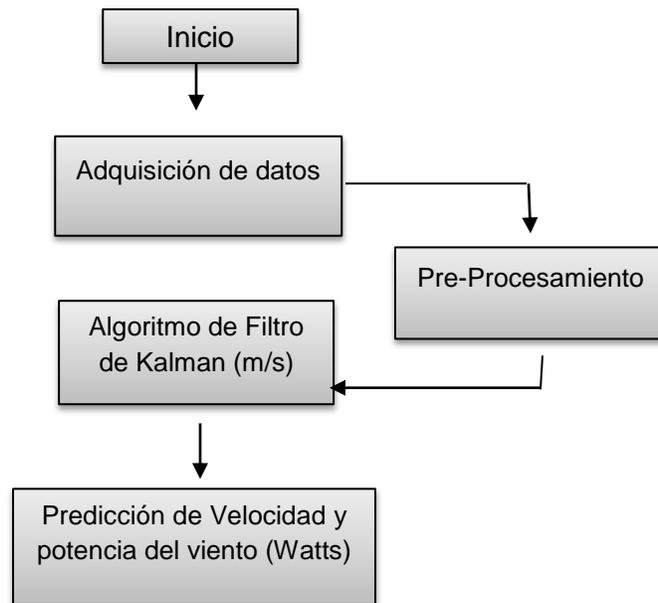


Figura.1.1 Diagrama bloques hardware

En la figura 1.1 se muestra el diagrama a bloques, donde se puede observar el proceso que se lleva a cabo de la siguiente manera:

Inicio. Comienza a funcionar el proceso.

Adquisición de datos. Es la colecta de los datos medidos u obtenidos en un cierto periodo.

Pre-procesamiento. Es la revisión antes de que entre en función el algoritmo del filtro de Kalman con el fin de notificar errores y advertencias y haga su trabajo de optimizar.

Predicción de velocidad y potencia del viento. Se pronostica el valor futuro de la velocidad del viento, después se pronostica la potencia.



Figura 1.2 Diagrama del hardware.

Anemómetro. Se realiza la medición de la velocidad y caudal del aire. Así mismo se permite la medición de la fuerza del viento y de la velocidad de la corriente de aire.

Sistemas de adquisición de datos. Aquí se efectúa la adquisición de señales, que consiste en la toma de muestras, para generar datos que puedan ser manejados.

USB. Se tendrán dos entadas de USB debido a que será donde se conecta la pc, para poder proporcionar los datos y observar la salida.

Matlab. Se utiliza Matlab para crear el algoritmo de predicción por el método de Filtros de Kalman.

Predicción. Aquí se podrá apreciar los resultados arrojados por el algoritmo.

2. Fundamento teórico

En este capítulo se detallan ideas sobre la generación eólica, así como también sobre las características de la energía eólica. Así mismo trataremos sobre el pronóstico de la energía eólica que es indispensable para el funcionamiento para equilibrar la energía, así pues sobre las características del viento y como calcular su mediciones en un aerogenerador que convierte en energía eléctrica la energía cinética contenida en el viento.

2.1 La energía eólica

La Energía Eólica es la energía obtenida del viento, es decir, la energía cinética generada por efecto de las corrientes de aire, y que es transformada en otras formas útiles para las actividades humanas. El término eólico viene del latín Aeolicus, perteneciente o relativo a Eolo, Dios de los Vientos en la mitología griega. La Energía Eólica ha sido aprovechada desde la antigüedad para mover los barcos impulsados por velas o hacer funcionar la maquinaria de molinos al mover sus aspas.

La Energía Eólica es un recurso abundante, renovable, limpio y ayuda a disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero al reemplazar termoeléctricas a base de combustibles fósiles, lo que la convierte en un tipo de energía verde. Sin embargo, el principal inconveniente es su intermitencia. La energía del viento está relacionada con el movimiento de las masas de aire que se desplazan de áreas de alta presión atmosférica hacia áreas adyacentes de baja presión, con velocidades proporcionales al gradiente de presión.

Los vientos son generados a causa del calentamiento no uniforme de la superficie terrestre por parte de la radiación solar, entre el 1 y 2% de la energía proveniente del sol se convierte en viento. De día, las masas de aire sobre los océanos, los mares y los lagos se mantienen frías con relación a las áreas vecinas situadas sobre las masas continentales.

Los continentes absorben una menor cantidad de luz solar, por lo tanto el aire que se encuentra sobre la tierra se expande, y se hace por lo tanto más liviana y se eleva. El aire más frío y más pesado que proviene de los mares, océanos y grandes lagos se pone en movimiento para ocupar el lugar dejado por el aire caliente. Para poder aprovechar la Energía Eólica es importante conocer las variaciones diurnas y nocturnas y estacionales de los vientos.

La variación de la velocidad del viento con la altura sobre el suelo, la entidad de las ráfagas en espacios de tiempo breves, y valores máximos ocurridos en series históricas de datos con una duración mínima de 20 años. Es también importante conocer la velocidad máxima del viento.

Para poder utilizar la energía del viento, es necesario que este alcance una velocidad mínima que depende del aerogenerador que se vaya a utilizar pero que suele empezar entre los 3 m/s (10 km/h) y los 4 m/s (14,4 km/h), velocidad llamada "cut-in speed", y que no supere los 25 m/s (90 km/h), velocidad llamada "cut-out speed".

La energía del viento es utilizada mediante el uso de máquinas eólicas (o aeromotores) capaces de transformar la energía eólica en energía mecánica de rotación utilizable, ya sea para accionar directamente las máquinas operatrices, como para la producción de energía eléctrica. En este último caso, el sistema de conversión, (que comprende un generador eléctrico con sus sistemas de control y de conexión a la red) es conocido como aerogenerador.

En la actualidad se utiliza, sobre todo, para mover aerogeneradores. En estos la energía eólica mueve una hélice y mediante un sistema mecánico se hace girar el rotor de un generador, normalmente un alternador, que produce energía eléctrica. Para que su instalación resulte rentable, suelen agruparse en concentraciones denominadas parques eólicos.

2.2 Generación eólica

En la tierra el movimiento de las masas de aire se deben principalmente a la diferencia de presiones existentes en distintos lugares de esta, moviéndose de alta a baja presión, este tipo de viento se llama viento geostrofico. Para la generación de energía eléctrica a partir de la energía del viento interesa el origen de los vientos en zonas más específicas del planeta, estos vientos son los llamados vientos locales.

Entre estos están las brisas marinas que se deben a la diferencia de temperatura entre el mar y la tierra, también están los llamados vientos de montaña que se producen por el calentamiento de las montañas y esto afecta en la densidad del aire, y hace que el viento suba por la ladera de la montaña o baje por esta dependiendo si es de noche o de día.

Factores que influyen en la cantidad de potencia del viento.

La energía eólica es aprovechada básicamente por un sistema de un rotor que gira a medida que pasa viento por este. La potencia del viento depende principalmente de 3 factores: Área por donde pasa el viento, densidad del aire, y velocidad del viento. Para calcular la fórmula de potencia del viento se debe considerar el flujo másico del viento que va dado por: densidad del viento, área donde pasa el viento y velocidad del viento.

Dado que la energía del viento depende la velocidad del viento, ¿Cuál sería la energía de potencia que entrega el viento? Para calcular la potencia promedio que es aprovechada por el rotor debemos usar la llamada ley de Betz. Así mismo la comparación de las potencias, la energía disponible en un aerogenerador y el funcionamiento de un aerogenerador son desfasadas de la ley de Betz.

Control de potencia en los aerogeneradores.

Pitch controlled. También llamados por regulación de paso, el controlador electrónico lleva un registro de las potencias entregadas por el aerogenerador, si la potencia entregada pasase un valor nominal el controlador hace que el Angulo por donde se recibe el viento cambie de posición lo que hace que cambien el área efectiva por donde pasa el viento y por lo tanto disminuye su potencia absorbida, en el caso que la potencia recibida es muy chica se hace el procedimiento contrario.

Stall controlled. Denominados también regulador por pérdida de aerodinámica, las palas del rotor estas fijas al eje, las palas del rotor han sido aerodinámicamente diseñadas de tal manera que a medida que aumenta la velocidad del viento se produce potencia por turbulencias y así se regula la potencia generada.

Por alerones. Esta técnica consiste en cambiar la geometría de las palas del rotor, sin embargo esto produce fuerzas que pueden dañar la estructura, por lo tanto es solo usada en generadores de baja potencia.

Cómo se genera la energía eólica

Paso 1

La radiación solar, absorbida irregularmente por la atmósfera, da lugar a masas de aire con diferentes temperaturas y, por tanto, diferentes densidades y presiones. El aire, al desplazarse desde las altas hacia las bajas presiones, da lugar al viento.

La energía del viento que es posible captar con una máquina eólica es directamente proporcional a la densidad del aire, a la superficie de barrido y al cubo de la velocidad del viento.

Existen perturbaciones como resultado de otras fuerzas y, además, a escala local, la orografía ejerce un efecto muy importante sobre las características del viento.

Se estima que la energía contenida en el viento es aproximadamente el 2% del total de la energía solar que alcanza la Tierra, lo que supone casi dos billones de toneladas equivalentes de petróleo (TEP) al año (200 veces mayor que la que consumen todos los países del planeta), si bien, en la práctica, sólo podría ser utilizada una parte muy pequeña de esa cifra, por su aleatoriedad y dispersión (del orden del 5%).

La cantidad de energía que ello representa hace de la energía eólica una de las fuentes de energía renovables con mayor potencial.

Paso 2

La electricidad producida por los aerogeneradores se recoge, se mide y es preparada para la distribución a través de las compañías eléctricas.

Paso 3

Las compañías eléctricas compran la energía, proporcionando a sus clientes una energía más limpia.

Paso 4

Cuanto más clientes elijan comprar este tipo de energía, las compañías eléctricas utilizarán con más frecuencia los recursos renovables y con menos los combustibles fósiles, reduciendo así las emisiones totales y preservando nuestro planeta.

El aprovechamiento por el hombre de las fuentes de energía renovable, entre ellas la energía eólica, es muy antiguo. Desde muchos siglos antes de nuestra era ya se utilizaban y su empleo continuó durante toda la historia hasta la llegada de la "Revolución Industrial" en la que, debido al bajo precio del petróleo, fueron abandonadas.

Durante los últimos años, debido al incremento del coste de los combustibles fósiles y los problemas medioambientales derivados de su explotación, estamos asistiendo a un renacer de las energías renovables. Las energías renovables son inagotables, limpias y se pueden utilizar de forma autogestionada, ya que se pueden aprovechar en el mismo lugar en que se producen. Además, tienen la ventaja adicional de complementarse entre sí.

2.3 Pronóstico de energía eólica

La electricidad generada a partir de energía eólica desempeñara un papel importante en el suministro de energía. Esto implica la necesidad de integrar esta energía dentro del sistema de suministro de energía eléctrica existente, el cual es diseñado principalmente para las grandes unidades de combustibles fósiles y las centrales nucleares.

La energía eólica tiene características diferentes, por lo tanto, esta integración con lleva algunos retos importantes desde el punto de vista del sistema eléctrico. La disponibilidad de la fuente de alimentación generada a partir de la energía eólica, varía respecto a la generada convencionalmente a partir de combustibles fósiles. La diferencia más importante es que la generación de energía eólica depende de la disponibilidad de viento.

En contraste con las energías convencionales, que son controladas para producir energía de acuerdo a la demanda, la energía eólica se produce por lo general de acuerdo con el viento disponible. Esto también significa que la salida de potencia fluctúa con las variaciones del viento. En el sistema de electricidad, la oferta y la demanda deben ser iguales en todo momento. Por lo tanto, en un sistema eléctrico con una parte importante de energía eólica, se necesitan nuevos métodos para equilibrar la oferta y la demanda.

La predicción de la energía eólica tiene un papel clave en la lucha contra este desafío. Es el requisito previo para la integración de una gran parte de la energía eólica en un sistema eléctrico, ya que vincula la producción dependiente del clima con la producción programada de las centrales eléctricas convencionales y las previsiones de la demanda de electricidad, siendo este último predecible con una precisión razonable.

Un pronóstico de la energía eólica es indispensable para el equilibrio de la energía y, por lo tanto el costo de la integración de la energía eólica. En consecuencia, grandes esfuerzos se han dirigido hacia el desarrollo del pronóstico de energía eólica de alta calidad y fiables durante los últimos años, y se han desarrollado muchos sistemas de previsión con diferentes enfoques.

Aplicaciones del pronóstico de la energía eólica

La aplicación más importante para el pronóstico de la energía eólica es reducir la necesidad de equilibrar la energía y la potencia de reserva, que son necesarias para integrar la energía eólica en la oferta y la demanda en el sistema de suministro de energía eléctrica. Es decir, optimizar la programación de las centrales. Una segunda opción es proporcionar predicciones de energía eólica para la alimentación de la red y evaluar su seguridad.

Las aplicaciones para la predicción de energía eólica pueden ser:

Optimizar la programación de la central eléctrica y el equilibrio de potencia, requiere un pronóstico preciso de la generación de energía eólica para toda la zona de control. El horizonte de pronóstico depende del marco técnico y normativo, el desarrollo de cualquier modelo de predicción debe contemplar desde el primer momento de diseño, el horizonte de predicción, esto es el periodo de tiempo contabilizado desde un instante determinado en que se realizan las predicciones que determina el momento futuro para el que se realizan las predicciones.

- Para la determinación de la potencia de reserva que ha de requerirse para proporcionar la energía de equilibrio se necesita una predicción con gran precisión. Los errores más grandes de pronóstico determinan la necesidad de energía de reserva, por lo cual estos tienen que ser minimizados.
- Para la operación de la red es necesaria la generación actual y pronóstico de energía eólica en cada punto de conexión a la red. Esto requiere de un pronóstico para pequeñas regiones o parques eólico, incluso individuales. Para la gestión de la red, los horizontes de predicción más cortos son a menudo relevantes.
- En la siguiente Tabla 1 se presenta una visión general y rápida sobre los métodos de predicción de viento y potencia eólica, así también las ventajas y desventajas de los modelos presentados en la Tabla 1.

Velocidad del viento/potencia	Ventajas	Desventajas
Método de pronóstico		
Modelos basados en ANN	Cálculo de los coeficientes de ponderación a partir de datos de entrenamiento, no hay necesidad de especificar cualquier modelo matemático a priori, la tolerancia de error de datos alta, mayor capacidad de adaptación a las mediciones en línea	Requiere un procedimiento de entrenamiento y un gran número de datos de entrenamiento
Modelos basados en SVM	Alto rendimiento de generalización	Depende de la sintonización de los parámetros apropiadamente, optimización de procesos complejos y mayor tiempo de entrenamiento

Lógica difusa	Convierten para los sistemas que son difíciles de modelar exactamente, relativamente menos complejo	De alta complejidad y un tiempo de proceso largo en el caso de muchas reglas
Redes Bayesianas	Capacidad para manejar observaciones faltantes y evitar el exceso de ajuste de datos de entrenamiento, adecuado para varios datos de entrada	Requiere relativamente más esfuerzo, depende del nivel de experiencia del usuario
Modelos NWP	Aplicable para horizontes más largos de predicción	La debilidad en el manejo de los fenómenos de menor escala, no apto para los tiempos cortos de pronóstico, requiere grandes recursos y tiempo de calculo
Modelos de series de tiempo AR, ARMA, ARIMA, f-ARIMA.	Fácil de encontrar herramientas, estructura relativamente básica, capacidad de corrección de las tendencias locales en los datos, proporcionan las condiciones de intervalos de confianza para las predicciones	Requiere una gran cantidad de registros históricos, difícil de modelar problemas no lineales y decidir la mejor estructura
Modelo de Filtro de Kalman	No requiere de almacenar los datos históricos a causa de su forma recursiva	Requiere conocimientos previos sobre el sistema

Tabla 2.1 Métodos de predicción

El presente trabajo se realiza mediante Filtros de Kalman debido que se distingue por su habilidad para predecir el estado de un modelo en el pasado, presente y futuro. Así mismo también es óptimo porque minimiza un criterio de determinado, debido a que se incorpora toda información que se le suministra para determinar el filtrado. Y por último porque es recursivo así que este filtro de Kalman no precisa mantener los datos previos reajusta automáticamente el modelo.

2.4 El viento

La energía eólica tiene su origen, como el de la mayor parte de las fuentes energéticas del planeta, en la energía solar. El calentamiento de masas de aire como consecuencias de la radiación solar contribuye a la aparición de corrientes ascendentes, siendo el espacio que liberan ocupado por otras masas adyacentes de aire más frío.

El movimiento de las masas de aire como consecuencia del calentamiento ocasiona también la aparición de diferencias de presión, que a su vez contribuyen al propio movimiento del aire en forma de gradiente de presión. El movimiento del aire, o viento a las alturas por encima de 1000m de la superficie terrestre viene condicionado, fundamentalmente por las diferencias de presión entre las distintas zonas y por la fuerza de Coriolis, consecuencia del giro de la tierra.

Una masa de aire inicialmente en reposo se moverá a una zona de menor presión que la que ocupa. Cuando esa masa de aire comienza su movimiento, puede ser desviada por la fuerza de Coriolis en función de su dirección. La desviación del viento es proporcional a la velocidad del mismo a mayor velocidad mayor desviación con respecto a la dirección inicial.

Conforme el viento gana velocidad, la desviación aumenta hasta que la fuerza de Coriolis iguala a la fuerza a la fuerza de gradiente de presión. Llegado a esta situación del viento fluirá paralelo a las líneas isobaras. Cuando esto sucede denominamos al viento como geoestrofico. Los vientos geoestroficos también llamados globales no vienen influenciados por la superficie terrestre, ya que aparecen a alturas superiores a los 1000 metros.

La superficie terrestre representa una fricción para el movimiento que no fluye sobre la misma. Esta fricción puede contribuir a cambiar la dirección del viento y disminuir su velocidad. La composición o estructura del terreno afecta directamente al valor de la fricción. Una superficie muy rugosa, como puede ser una zona boscosa, afectara significativamente a la velocidad del viento en la superficie, reduciendo su velocidad con respecto a otras áreas adyacentes pero menos rugosas, como puede ser la superficie de un lago.

Conforme vamos ganando altura sobre la superficie del terreno, las características superficiales tienen cada vez menos influencia en el valor de la velocidad o dirección del viento. Cuando alcanzamos una altura para la cual la influencia de las características del terreno es nula, el viento tiene las propiedades de viento geostrófico. Esa altura es la que de terreno, el valor de la velocidad del viento, el perfil vertical de temperaturas, la hora del día. Habitualmente esta capa límite se encuentra en alturas entre 1000 y 2000m.

Desde el punto de vista del aprovechamiento de la energía del viento, con las tecnologías actuales, el viento a nivel de superficie de la tierra es mucho más importante provocar la aparición de unos vientos locales que tienen una escasa

dependencia con los vientos globales. Una muestra clara de esto son las zonas costeras, donde la característica local de cercanía de una gran masa de agua provoca la formación de un viento que fluye hacia el interior durante el día y hacia el mar durante la noche.

Este viento, conocido como brisa, es consecuencia de las diferencias de temperatura entre las superficies del agua del mar y la tierra. Otro viento local es el que se produce en zonas montañosas, en las que el calentamiento del aire en laderas soleadas hace que este ascienda por la misma por el día y descienda por las noches.

La utilización del viento, del movimiento del aire, como fuente energética implica transformar su energía cinética en otra forma de energía aprovechable por el hombre. Para el caso concreto de transformación de la energía del viento que es energía eólica en energía eléctrica, realizamos primero una transformación de energía a energía cinética de rotación, que actuando sobre el eje de un generador eléctrico, se transformara en energía eléctrica.

La transformación de la energía eólica en energía cinética de rotación se realiza promedio de la acción del viento sobre unas palas unidas a un eje de giro el eje a su vez acoplado mecánicamente con el eje del generador eléctrico. La fuerza del viento sobre las palas produce un par de giro en el eje. La potencia mecánica transferida al eje por viento depende de la densidad del aire, del área de barrido de las palas y de la velocidad del viento, tal como muestra la siguiente ecuación.

$$P_m(t) = \frac{1}{2} \rho(t) A v^3(t) \quad (2.1)$$

En la ecuación anterior $P_m(t)$ representa la potencia mecánica en el instante t , A representa el área de barrido de las palas, $\rho(t)$ la densidad del aire en el instante t , y $v(t)$ la velocidad del viento en el instante t . Se ha considerado que el área de barrido de las palas no cambia con el tiempo, cosa que si se puede ocurrir con la densidad del aire y con la velocidad del viento.

La ecuación 2.1 corresponde a un límite teórico de potencia extraíble del viento. En realidad la potencia extraída es menor ya que en el proceso hay pérdidas el viento no transfiere toda su energía cinética al pasar por el área barrida por las palas, hay pérdidas por fricciones, pérdidas en forma de calor. Es preciso introducir un coeficiente de rendimiento en la anterior ecuación para obtener la potencia eléctrica, $P(t)$ que podemos extraer del viento tal como muestra la siguiente ecuación 2.2.

En dicha ecuación C_p representa el rendimiento de la máquina que realiza la conversión de energía eólica a eléctrica que se llama aerogenerador.

$$P(t) = \frac{1}{2} C_p \rho(t) v^3(t) \quad (2.2)$$

El coeficiente C_p depende del tipo de máquina e incluso de las condiciones de funcionamiento, pero tiene un límite teórico, el conocido como límite de Betz. Este límite formulado por el físico Albert Betz en 1919, establecido en un valor de 59.3%. Para un aerogenerador moderno el valor máximo para el coeficiente de rendimiento C_p está en torno al 45%.

El viento es una más que aire en movimiento, y como tal, contiene cierta cantidad de energía cinética, que depende de la velocidad de la masa de aire. Esta última, vendrá determinada. Por la temperatura y presión atmosférica o, en definitiva, por la densidad del aire

$$E = \frac{1}{2} m_{air} v^2 \quad (2.3)$$

Donde m_{air} es la masa del aire y v es su velocidad.

Un aerogenerador convierte en energía eléctrica la energía cinética contenida en el viento. Teniendo en cuenta la energía cinética contenida en el viento. Teniendo en cuenta la energía cinética contenida en una masa de aire en movimiento que atraviesa un área determinada por el diámetro del rotor de un aerogenerador, se puede llegar a la relación entre velocidad del viento y la potencia eléctrica entregada por el aerogenerador como la energía que lo atraviesa por unidad de tiempo

$$p_e = \frac{1}{2} c_p \rho_{air} A_r v^3 \quad (2.4)$$

Donde p_e es la potencia eléctrica entregada por el aerogenerador, ρ_{air} es la densidad del aire, A_r es el área que atraviesa, definida por el diámetro del rotor o el tamaño de las palas, y v es la velocidad de la corriente de aire. c_p Es el coeficiente de potencia, que indica el grado de aprovechamiento de la energía contenida en la corriente de aire, con un valor teórico máximo de 0.59 según el límite de Betz, aunque su valor habitual es bastante inferior.

La curva habitual que describe la relación entre la potencia eléctrica entregada por un aerogenerador y la velocidad del viento incidente en la turbina viene representada en la fig. 2.1 en lo que se conoce como curva de potencia o curva P-V de un aerogenerador. Para valores de velocidad de viento inferiores a unos 4 o 5 m/s, el aerogenerador no produce potencia. Esta es la llamada velocidad de arranque del aerogenerador, a partir de la cual la potencia generada presenta un crecimiento cúbico con la velocidad del viento, hasta valores de viento de unos 12 a 15m/s.

A partir de esta velocidad del viento, la potencia eléctrica generada se mantiene en el valor nominal para el cual fue diseñada la máquina, o decrece levemente dependiendo de si se trata de un aerogenerador de velocidad o fija. Para valores de velocidad de viento a partir de 20 o 25 m/s, en lo que se conoce como velocidad de corte, se produce la parada del aerogenerador para protegerlo frente a vientos demasiados severos.

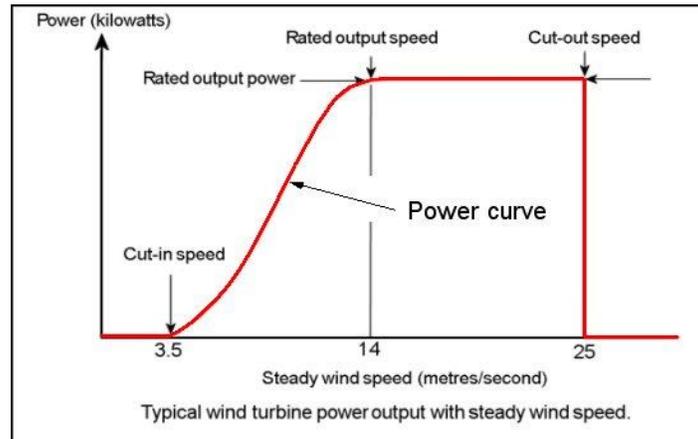


Figura 2.1 curva potencia de turbina eólica

En el punto de funcionamiento habitual, correspondiente a velocidades de viento entre los 5 y 12 m/s, la curva de potencia presenta una fuerte pendiente, de modo que pequeñas variaciones de la velocidad del viento incidente en el rotor provocan grandes variaciones en la potencia eléctrica generada, es decir, la potencia eléctrica es muy sensible a los cambios de velocidad del viento.

Debido a esto y a que el viento es una variable que puede tener grandes cambios en escalas temporales muy cortas, del orden de apenas algunos minutos o incluso segundos, las variaciones en la potencia entregada por un aerogenerador a lo largo del tiempo pueden ser muy pronunciadas.

2.5 Características del viento

Variación del viento con la altura (Ley Potencial)

$$\frac{V}{V_o} = \left(\frac{h}{h_o}\right)^\alpha \quad (1)$$

V=Velocidad (m/s) a una altura h (m).

Vo=Velocidad (m/s) a una altura ho (m).

α =Factor de la cortadura que depende por ejemplo de la rugosidad del terreno.

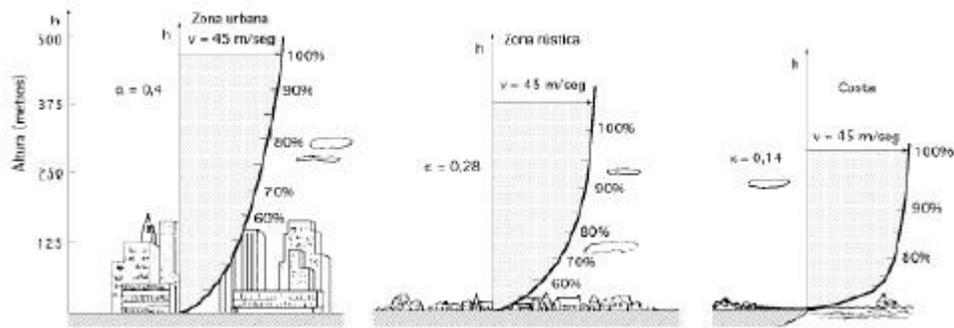


Figura 1.3 Variación del viento con la altura en atmósferas estables

Turbulencia. Se puede definir como la desviación de la velocidad instantánea $U(t)$ con respecto a la velocidad media (u), en intervalos cortos (0-10 minutos): $U(t)-u$. su medida es a través de la intensidad de turbulencia que se define como la desviación típica dividido entre la velocidad media del viento:

$$I = \frac{\sigma_i}{U_i} \quad (2)$$

Rafagosidad. Se mide por el factor de rafagosidad (FR) en un intervalo de tiempo t (normalmente 1 hora) como la relación entre la velocidad máxima instantánea registrada en el periodo y la velocidad media.

$$FR = \frac{U_{max}}{\bar{U}} \quad (3)$$

Las turbulencias y la rafagosidades disminuyen la posibilidad de utilizar la energía eólica porque provocan cargas de fatiga que disminuyen la vida de un aerogenerador.

3. Desarrollo

3.1 El Filtro de Kalman

Es un algoritmo de procesamiento de datos óptimo recursivo. Óptimo porque minimiza un criterio determinado y porque incorpora toda la información que se le suministra para determinar y porque incorpora toda la información que se le suministra para determinar el filtrado. Recursivo porque no precisa mantener los datos previo, lo que facilita su implementación en sistemas de procesado en tiempo real. Por último, algoritmo de procesado de datos, ya que es un filtro, pensando para sistemas discretos.

El objetivo del Filtro de Kalman es estimar los estados de una manera óptima, de manera que se minimiza el índice del error cuadrático. El Filtro de Kalman propone un método para obtener un estimador óptimo del estado, si suponemos que $\hat{x}(k)$ es la estimación en el instante k del estado. El Filtro de Kalman busca obtener ese valor de estimación de manera que se minimice el error cuadrático medio, definiendo el error como la diferencia entre el valor real y del estado y la estimación.

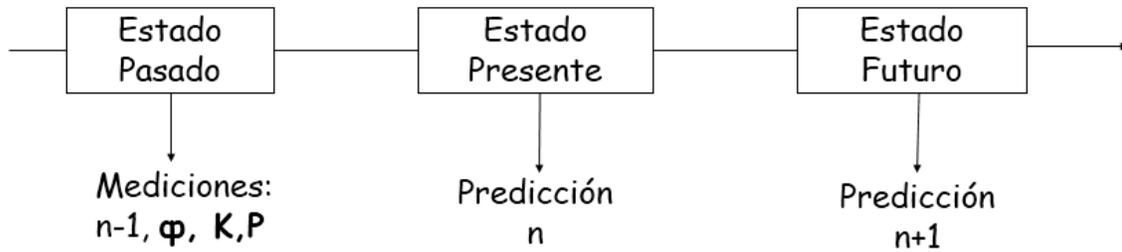
El filtro se desempeña suponiendo que el sistema puede ser descrito a través de un modelo estocástico lineal, en donde el error asociado tanto al sistema como a la información adicional que se incorpora en el mismo tiene una distribución normal con media cero y varianza determinada. La solución es óptima por cuanto el filtro combina toda la información observada y el conocimiento previo acerca del comportamiento del sistema para producir una estimación del estado.

De tal manera que el error es minimizado estadísticamente, el término recursivo significa que el filtro recalcula la solución cada vez que una observación o medida es incorporada en el sistema. La solución es óptima por cuanto el filtro combina toda la información observada y el conocimiento previo acerca del comportamiento del sistema para producir una estimación del estado de tal manera que el error es minimizado estadísticamente.

El término recursivo significa que el filtro recalcula la solución cada vez que una nueva observación o medida es incorporada en el sistema. El Filtro de Kalman es el principal algoritmo para estimar sistemas dinámicos representados en la forma de estado-espacio. Lo que hace al filtro tan interesante es precisamente su habilidad para predecir el estado de un sistema en el pasado, presente y futuro, aun cuando la naturaleza precisa del sistema modelado es desconocida.

El Filtro de Kalman estima el valor del vector de estado en cualquier instante t con el mínimo valor de la matriz de covarianza del error. El filtro de Kalman estima observaciones afectadas con ruido blanco. Así a partir de la ecuación de transición es posible proyectar en el tiempo el estado actual y la estimación de la covarianza del error, y obtener una estimación del estado vector de estado a priori para el siguiente instante de tiempo.

El objetivo del Filtro de Kalman es estimar los estados de una manera óptima, de manera que se minimiza el índice del error cuadrático. En el siguiente esquema se ilustra que el Filtro de Kalman actúa desde el estado pasado al futuro partiendo de mediciones, y requiere de una matriz φ que sea calculada manualmente por medio de los métodos autorregresivos para obtener una mejor predicción, después en estado presente y por último al estado futuro.



Las ecuaciones que se necesitan para realizar el Filtro de Kalman son las siguientes:

Modelo del vector de estados

$$x(n) = Tnx(n - 1) + Tv(n) \quad (3.1)$$

Modelo de observación

$$y(n) = Hx(n) + w(n) \quad (3.2)$$

El Filtro de Kalman se divide en dos etapas la primera es la actualización del tiempo y la segunda es la actualización de mediciones, estas etapas son realizadas para llegar a obtener un buen algoritmo del Filtro de Kalman. Con las siguientes ecuaciones que se presentaran se dará a conocer las dos etapas del algoritmo.

1.- Actualización del tiempo

Estado de predicción

$$\hat{x}^-(n) = T_n \hat{x}(n - 1) \quad (3.3)$$

Error de covarianza a priori

$$P^-(n) = T_n P(n - 1) T_n^T \quad (3.4)$$

2.- Actualización de medición

Ganancia de Kalman

$$K(n) = P^-(n) H^T (H P^-(n) H^T + \sigma_w^2)^{-1} \quad (3.5)$$

Actualización de estado

$$\hat{x}(n) = \hat{x}^-(n) + K(n)(y(i) - H\hat{x}^-(n)) \quad (3.6)$$

Error de covarianza a posteriori

$$\mathbf{P}(n) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(n)\mathbf{H})\mathbf{P}^-(n) \quad (3.7)$$

Dónde:

\mathbf{T}_n Matriz de transición φ

$\mathbf{P}^-(n)$ Matriz de error de covarianza a priori

$\mathbf{K}(n)$ Matriz de ganancia de Kalman

$\hat{x}(n)$ Vector de estimación

$\mathbf{P}(n)$ Matriz de error de covarianza a posteriori

\mathbf{I} Matriz identidad

\mathbf{H} Matriz de observación

σ Sigma – Varianza del ruido de medición

3.2 Cálculo de matrices de transición

Primeramente para comenzar a realizar el algoritmo de Filtro de Kalman se realizó un cálculo de matrices, ya que la matriz de transición φ es de mucha importancia al momento de programar el algoritmo, este es el que define los cambios de estados del estado presente al futuro. Se realizaron dos matrices pero se comenzó por desarrollar una matriz del método autorregresivo AR y después se realizó una matriz del método medias móviles MA, para probar y observar cuál de las dos arrojaba mejores resultados.

Proceso autorregresivo AR

En el caso autorregresivo AR, los coeficientes β_1, \dots, β_q se supone que son cero, mientras $\beta_0 = 1$. El proceso resultante está dada por

$$x(n) = -\sum_{k=1}^p \alpha_k x(n-k) + w(n) \quad 3.1$$

El vector de estado está dado por la ecuación (3.2), donde las variables de estado $s(n)$ es esencialmente la señal de salida $x(n)$. En algunos casos, puede ser útil para definir un vector de estado más tiempo con $p+1$ elementos $x(n-p), \dots, x(n)$.

$$x_n^T(s(n-p+1)s(n-p+2) \dots s(n)) \quad (3.2)$$

Sin embargo, hay que continuar con la formulación de la matriz de transición $p \times p$

$$\varphi = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \dots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & 1 \\ -\alpha_p & -\alpha_{p-1} & \dots & -\alpha_2 & -\alpha_1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Note que la matriz de transición es invariante en el tiempo. Defina también el vector $p \times 1$ y la matriz $1 \times p$.

$$w_n^T = (0 \dots 0 w(n)), \quad (3.4)$$

$$H = (0 \dots 0 1). \quad (3.5)$$

A continuación la ecuación (3.1) se puede re-escribir como

$$x_n = \varphi x_{n-1} + W_n \quad (3.6)$$

En consecuencia, la matriz de correlación del ruido de conducción está dada por

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_w^2 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Puesto que en este caso el vector de medición es un escalar, la matriz de correlación de ruido de medición es el escalar $R = \sigma_v^2$. utilizando la representación en espacio de estado en (3.6) se aplica fácilmente el Filtro de Kalman.

Note que para realizar una buena predicción se debe tener o calcular una buena matriz de transición. Las matrices que dirigen a los programas de predicción son calculadas por la phi de los métodos autorregresivos tales como AR, ARX estos nos sirvieron para saber y hacer pruebas

Proceso autorregresivo de media móvil MA

En el caso autorregresivo de medias móviles MA se da la siguiente ecuación:

$$v(n) = -\sum_{k=1}^q \beta_k v(n-k) + w^v(n) \quad (3.8)$$

Donde β_1, \dots, β_q son los parámetros del proceso y la excitación de $w^v(n)$ es un ruido Gaussiano blanco con varianza $E\{[w^v(n)]^2\} = \sigma_w^2$. La ecuación (3.8) puede ser reescrita en una formulación también de espacio de estado. Definir la $(q+1) \times 1$ vector de estado $x_n^v(v(n-q)v(n-q+1) \dots v(n))$ y la $(q+1) \times (q+1)$ matriz de transición

$$\varphi^v = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \dots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & 1 \\ 0 & -\beta_q & -\beta_{q-1} - \beta_2 & \dots & -\beta_1 \end{bmatrix}$$

Sea w_n^v el vector de ruido $(q + 1) \times 1$ y H^v para $1 \times (q + 1)$ medición del vector

$$w_n^v = (0 \dots 0 w^v(n))^T,$$

$$H^v = (0 \dots 0 1).$$

$$\varphi = \begin{bmatrix} \varphi^s & 0 \\ 0 & \varphi^v \end{bmatrix}$$

La driving noise vector is given by

$$w_n^T = ((w_n^s)^T (w_n^v)^T) \quad (3.9)$$

y la medición del vector es

$$H = (H^s \ H^v) \quad (3.10)$$

3.3 Pronóstico de medición de error

Estadísticas de medición de error desempeñan un papel fundamental en el seguimiento de la exactitud del pronóstico, seguimiento de excepciones y la evaluación comparativa de su proceso de pronóstico. La interpretación de estas estadísticas puede ser difícil, sobre todo cuando se trabaja con datos de bajo volumen o cuando se trata de evaluar la precisión en varios artículos.

El MAPE es una escala sensible y no se debe utilizar cuando se trabaja con un volumen de datos bajo. Mide el tamaño del error en términos porcentuales. Se calcula como el promedio de las diferencias absolutas entre los valores pronosticados y los reales y se expresa como porcentaje de los valores reales. Lo anterior se debe a que el denominador de la ecuación del MAPE (REAL) es indefinido si la demanda REAL es cero, por otra parte, cuando REAL no es cero, pero es un valor pequeño, el MAPE toma frecuentemente valores extremos.

Esta sensibilidad de la escala hace que el MAPE sea una medida de error para los datos de bajo volumen. El promedio del error porcentual absoluto MAPE mide el tamaño del error en términos porcentuales. Se calcula como la media del error de porcentaje sin signo, como se muestra en el siguiente ejemplo.

La fórmula utilizada para el cálculo del MAPE es:

$$\frac{1}{n} \sum \frac{|Actual - Predicción|}{|Actual|}$$

Mes	Actual	Predicción	Porcentaje de error absoluto
1	112.3	124.7	11.0%
2	108.4	103.7	4.3%
3	148.9	116.6	21.7%
4	117.4	78.5	33.1%
MAPE			17.6%

$$MAPE = \frac{70.1\%}{4} = 17.6\%$$

3.4 Estudio del Parque eólico

Para el desarrollo este trabajo se utilizó datos procedentes del parque eólico de Sotavento que se encuentra ubicado en Galicia, así como los datos recabados de la estación meteorológica de Chapala ubicada en el estado de Jalisco. Para ambos casos el estudio consiste en predecir la velocidad del viento a partir de un conjunto de muestras anteriores, tomadas en intervalos de 10 min. Estas muestras fueron usadas para determinar un algoritmo de pronóstico con Filtro de Kalman.

Parque eólico Sotavento

Este trabajo se realizó con una serie de datos de velocidad del viento, con un periodo de muestreo de 10 minutos registrados de enero-diciembre del 2013 del parque eólico experimental Sotavento Galicia. En la siguiente figura 3.1 se observa el muestreo original de la velocidad del viento antes de ser aplicado el Filtro de Kalman para la predicción.

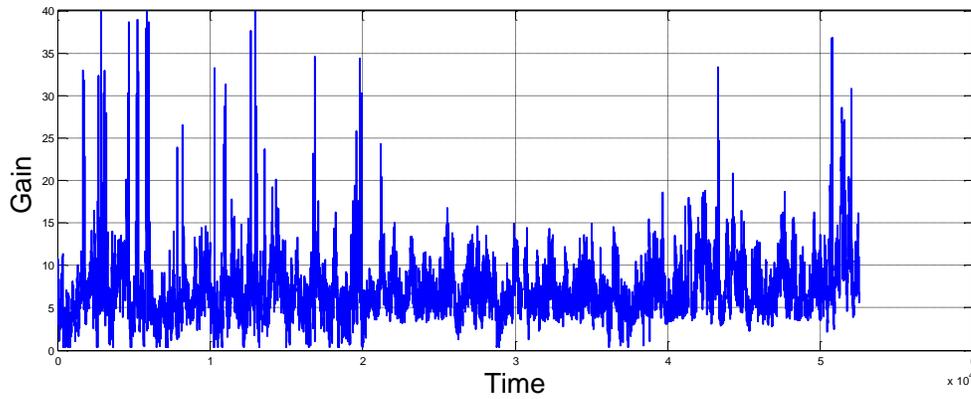


Figura 3.1 Velocidad del viento en Sotavento

Estación meteorológica Chapala

Por lo que se refiere la estación meteorológica Chapala, los datos utilizados para realizar el trabajo de predicción son una serie de tiempo de velocidad del viento con un periodo d muestreo de 10 min registrados en noviembre del 2014, de la Estación Meteorológica Chapala, México. Las coordenadas de la estación son 10°12'06' longitud 20°17'25' latitud y 1439 altitud. En la siguiente figura 3.2 se muestra la velocidad del viento de 1661 datos tomados

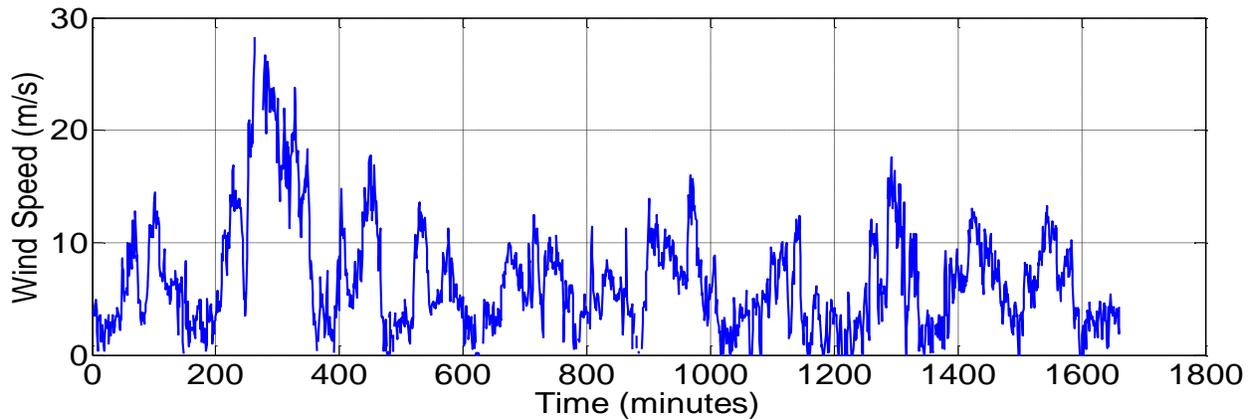


Figura 3.2 Velocidad del viento en Chapala

4. Resultados y conclusiones

4.1 Resultados

A continuación se presentan los valores de las matrices de transición calculadas, las cuales fueron α , α^{-1} , α^{-2} en el caso de la matriz de transición del método autorregresivo y para la matriz de medias móviles βq , βq^{-1} , βq^{-2} para colocarlas en el algoritmo, para así proseguir y verificar con cuál de las dos matrices calculadas funciona mejor el algoritmo. Asimismo se observó que con la matriz de autorregresivo el filtro de Kalman funciona muy bien y con la matriz de media móvil el filtro de Kalman no funciona bien. Así que se utilizó la matriz del autorregresivos y se realizan predicciones.

$$\text{Autorregresivo } \varphi = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -1.0000 & -5.7593^{-17} & 5.0000^{-17} \end{bmatrix}$$

$$\text{Medias móviles } \varphi^v = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -0.0015 & -0.0014 & 3.4403^{-04} \end{bmatrix}$$

4.2 Resultados con la base de datos de Sotavento, Galicia.

En la siguiente grafica se utilizaron 100 datos del mes de enero del 2013 de la eólica sotavento. En la figura 4.1 se puede observar como el Filtro de Kalman va realizando predicción de un paso por delante. Arroja un error porcentual absoluto medio MAPE de 1.5066. Así mismo, en la figura 4.2 se observa la ganancia de Kalman obtenida con la cantidad de datos mencionados al principio, esta predicción fue realizada con ganancia de Kalman en 0.5.

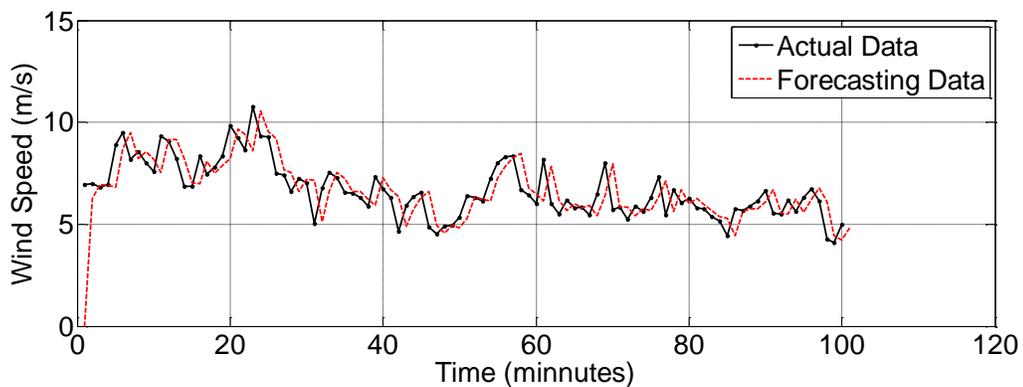


Figura 4.1 Resultado de predicción un paso por delante

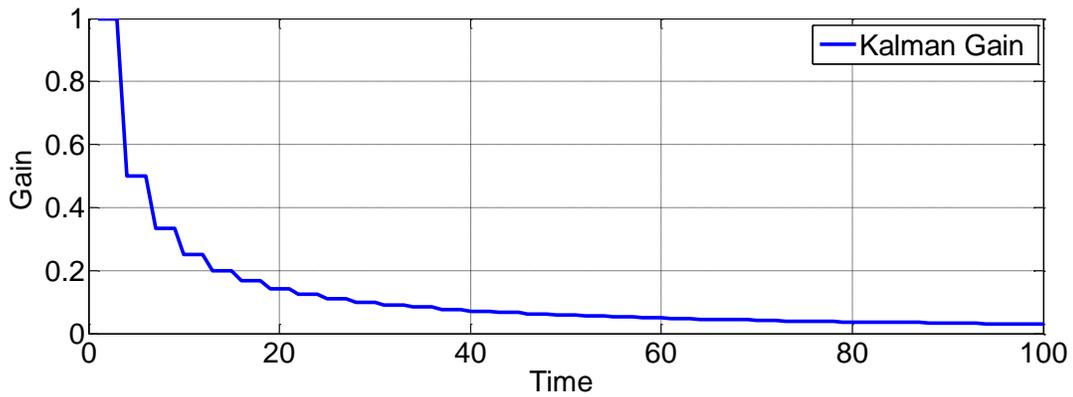


Figura 4.2 Ganancia de Kalman

En la siguiente figura 4.3 podremos observar cómo actúa la predicción del Filtro de Kalman con 52,560 datos, tomados de enero-diciembre del 2013 arroja un error porcentual absoluto medio MAPE 1.6449. Asimismo, la ganancia de Kalman se exhibe en la figura 4.4.

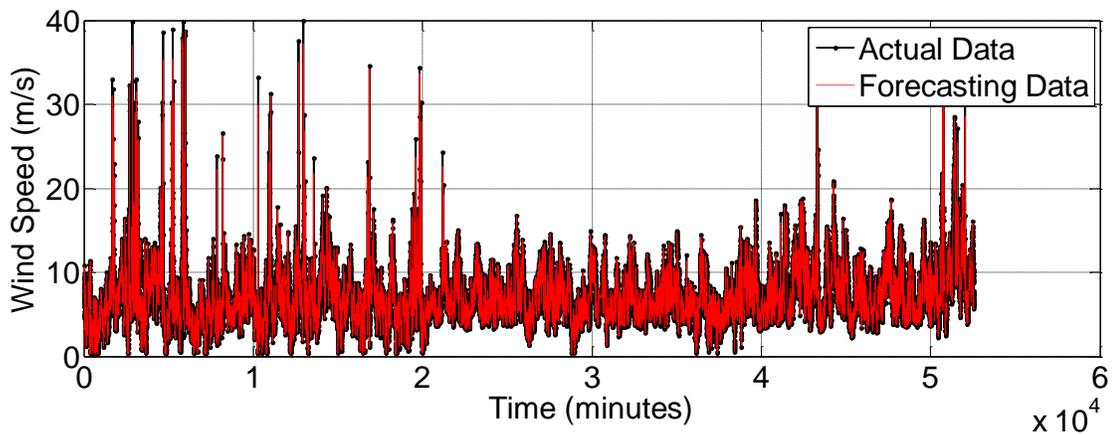


Figura 4.3 Resultados de Predicción un paso por delante

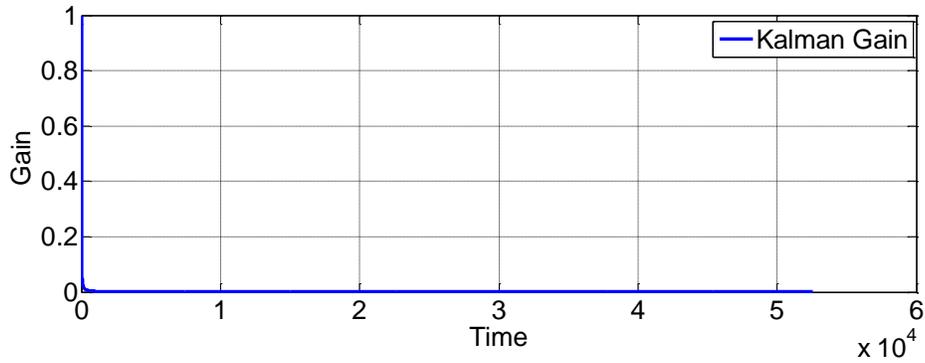


Figura 4.4 Ganancia de Kalman un paso por delante

En la figura 4.5 podremos observar la predicción del filtro de Kalman con dos pasos por delante, en el cual nos entrega un MAPE 1.5066, los datos tomados son del mes de enero 2013, en la figura 4.6 se exhibe el comportamiento de la ganancia de Kalman. Así mismo se observa en la figura 4.7 la predicción del filtro de Kalman tres pasos por delante. Esto entrega un MAPE 1.084 y en la figura 4.8 se presenta la ganancia de Kalman con tres pasos por delante.

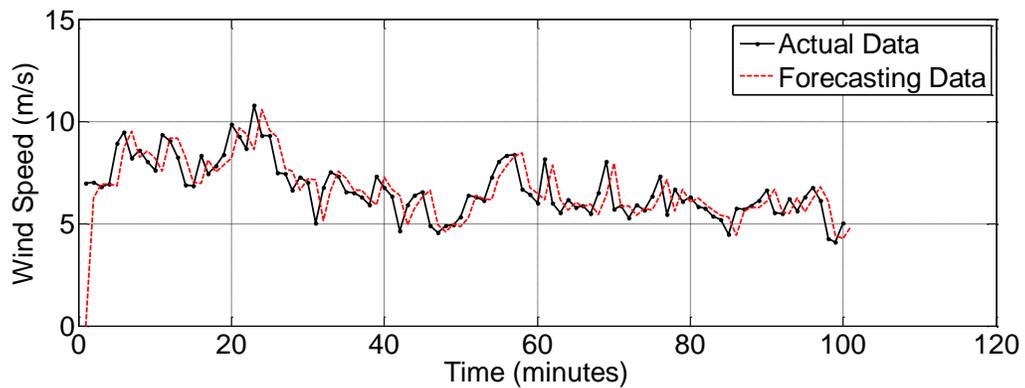


Figura 4.5 Resultado de predicción dos pasos por delante

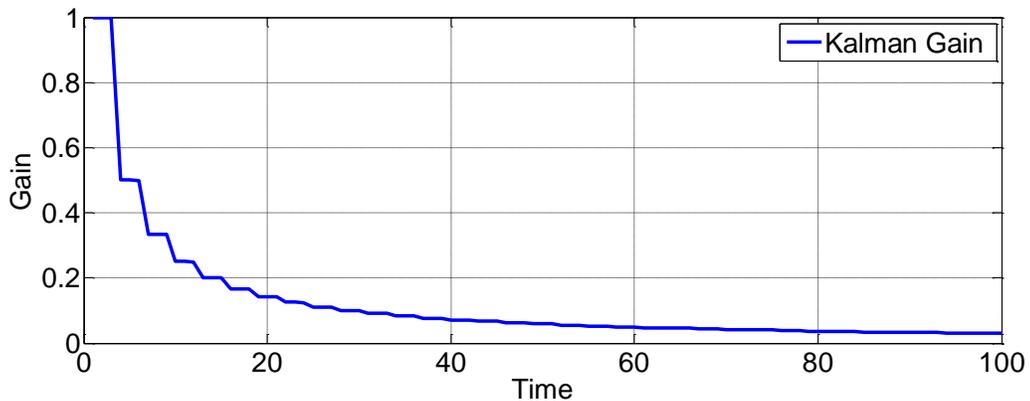


Figura 4.6 Ganancia de Kalman dos pasos por delante

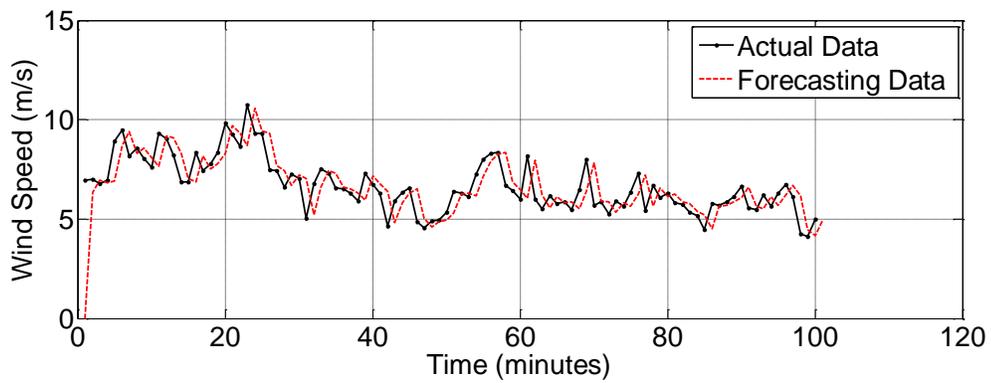


Figura 4.7 Resultados de Predicción tres pasos por delante

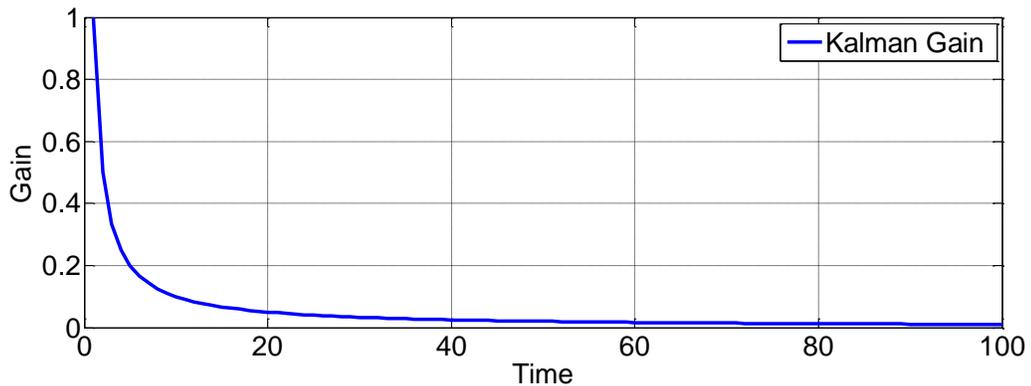


Figura 4.8 Ganancia de Kalman tres pasos por delante

4.3 Resultados de la Estación Meteorológica Chapala.

En la siguiente Figura de predicción se utilizaron 1661 datos del mes de noviembre del 2014 de la estación meteorológica Chapala. En la figura 4.5 se puede observar que el Filtro de Kalman va realizando predicción de un paso por delante. Arroja un error porcentual absoluto medio MAPE de 5.3274. Así mismo, en la figura 4.6 se observa la ganancia de Kalman calculada con la cantidad de datos mencionados al principio, esta predicción fue realizada con ganancia de Kalman en 0.5.

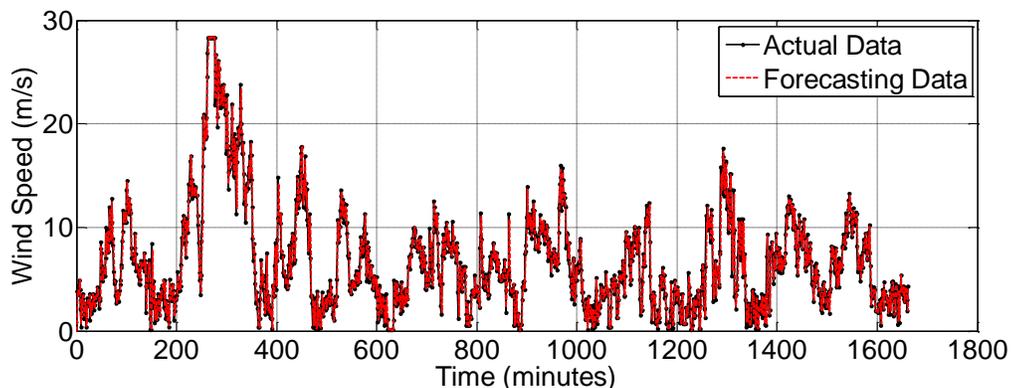


Figura 4.9 Resultados de Predicción un paso por delante

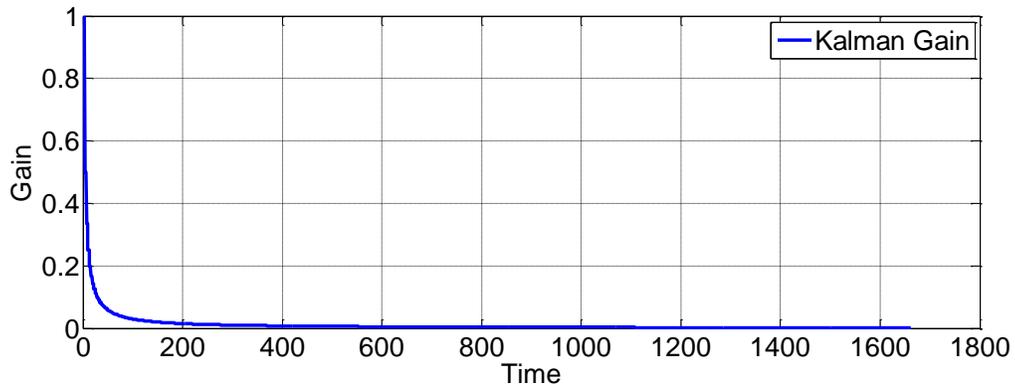


Figura 4.10 Ganancia de Kalman un paso por delante

En la figura 4.11 se nota la predicción del filtro de Kalman con dos pasos por delante, en el cual nos entrega un MAPE 5.3274, los datos tomados son del mes de noviembre 2013, en la figura 4.12 se observa la ganancia de Kalman como se va comportando. Así mismo, en la figura 4.13 se exhibe la predicción del filtro de Kalman tres pasos por delante, este nos entrega un MAPE 5.3274 y en la figura 4.14 observamos la ganancia de Kalman con tres pasos por delante.

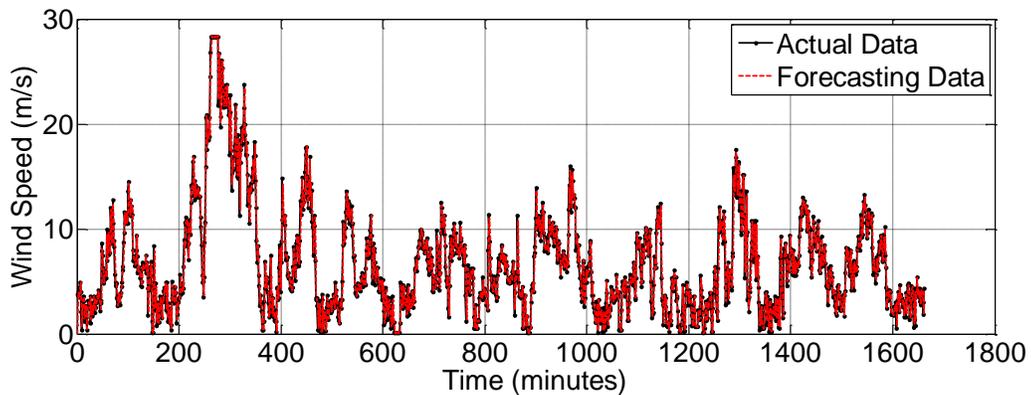


Figura 4.11 Resultados de Predicción dos pasos por delante

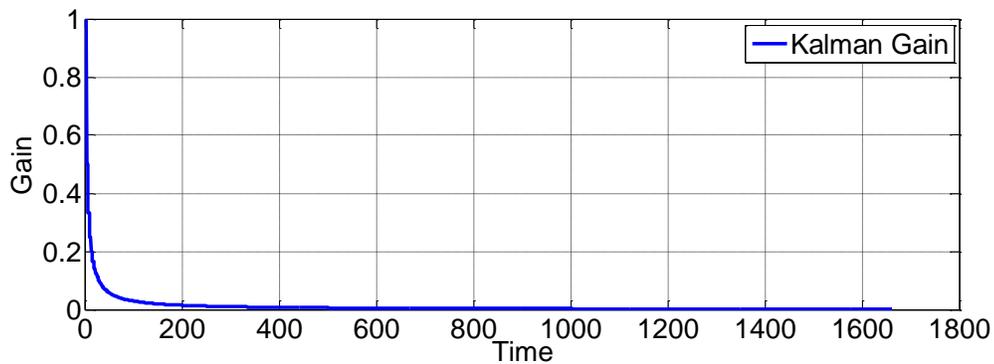


Figura 4.12 Ganancia de Kalman dos pasos por delante

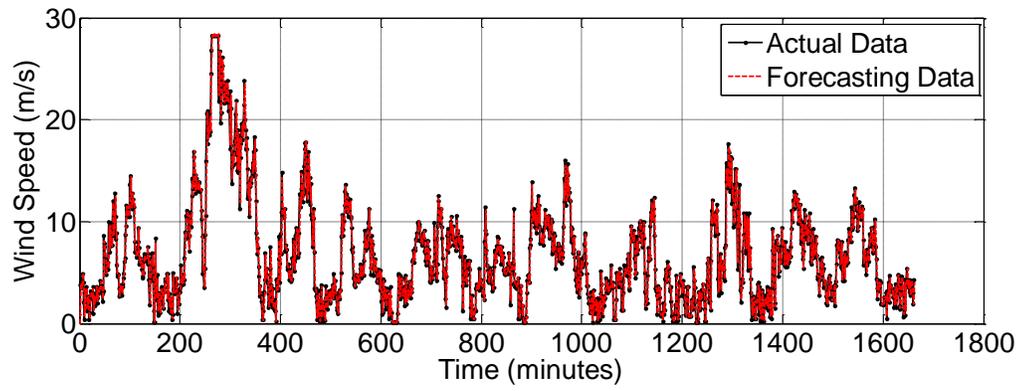


Figura 4.13 Resultados de Predicción tres pasos por delante

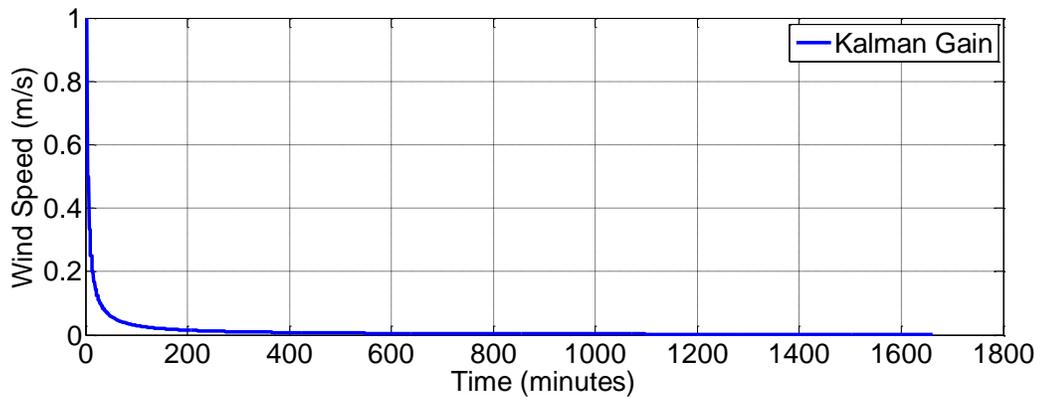


Figura 4.14 Ganancia de Kalman tres pasos por delante

Conclusión

En el presente trabajo realizado antes de definir con que método de predicción se desarrollaría se estudiaron y se compararon la diversidad de métodos y se definió con el que fuera más acertado a la predicción. Y es así como se determina realizarlo con Filtro de Kalman que demuestra la valides de la previsión de la velocidad del viento sobre la base de el algoritmo de filtro de Kalman.

Un método que se distingue por su habilidad para predecir el estado de un modelo en el presente y futuro. Este método ayuda mucho ya que no requiere de ir actualizando datos y así mismo es recursivo y reajusta automáticamente el modelo. Así mismo, es óptimo porque minimiza un criterio determinado e incorpora toda información que se le suministra para determinar el filtrado.

Se obtuvieron los resultados de la eólica Sotavento con el mayor error de MAPE 1.5066 de un paso por delante y el menor error de MAPE en 1.084 en tres pasos por delante, tomados con los datos de un mes de enero 2013, con una ganancia de Kalman establecida en 0.5. Con respecto a la estación meteorológica Chapala el error MAPE se mantuvo en 5.3274 en la predicción de un paso por delante, hasta los tres pasos por delante con una ganancia de Kalman establecida en 0.5.

Se realizó una comparación de 144 datos pronosticados por el Filtro de Kalman y la Metodología Box-Jenkins (ARIMA) los cuales son comparados y evaluados por el error absoluto medio MAPE, los resultados obtenidos por medio del filtro de Kalman resultan ser más eficientes que los obtenidos por ARIMA. Con ello se define que el Filtro ha probado ser un modelo más eficiente para realizar pronósticos.

Bibliografía

- [1] Yousef M. K. Ali, "Forecasting Power and Wind Speed using Artificial and Wavelet Neural Networks for Prince Edward Island (PEI)", Dalhousie University, Paper, Pp. 1-237, Halifax, Nova Scotia, March, 2010.
- [2] Kanna Bhaskar, S,N, Singh, "Wind Power Forecasting Using Feed-Forward Neural Network" Indian Institute of Technology Kanpur, IEEE Transactions on Sustainable Energy, Pp.306-315, Kanpur, India, April 2012.
- [3] M. Hashem Nehrir, Paras Mandal, "A Hybrid Intelligent Model for Deterministic and Quantile Regression Approach for Probabilistic Wind Power Forecasting" IEEE, Transactions on Power System, Pp.1663-1671, July 2014.
- [4] Li Li, Yimei Wang, Yongqian Liu, "Wind Velocity Prediction at Wind Turbine Hub Height Based on CFD Model", Department of Renewable Energy North China Electric Power University, Paper, Pp.411-413, Beijing, China, 2013.
- [5] Trascikaraoglu, A., Uzunoglu, "M. A review of combine approaches for prediction of short-term wind speed and power", Department of Electrical and Electronic Engineering, Paper, Pp.243-254, Dhaka, Bangladesh, 2014.
- [6] Shinfan Guo, Yansong Li, Sheng Xiao, "Wind Speed Forecasting of Genetic Neural Model", School of Electrical and Electronic Engineering, Paper, Pp.1-6, China, 2010.
- [7] Yunxiang Tian, Qunying Liu, "Wind speed forecasting based on Time Series-Adaptive Kalman Filtering Algorithm", University of Electronic Science and Technology of China, paper, Pp.315-316, Chengdu, China 2011.
- [8] S. Gannot, A. Yeredor, "The Kalman Filter", University of Quebec, Libro, Pp.135-153, Canada, Canada.
- [9] Jose Antonio de la O serna, Wendy Van Moer and Kurt Barbe, Electrical Engineering Doctoral Program, Department of Fundamental Electricity Instrumentation, "Using Kalman Filtering to Analyze oscillometric blood pressure waveforms", Paper, Pp.1-6, Monterrey, Nuevo Leon, Mexico, Brussels, Belgium, 2012.
- [10] Mohinder S. Grewal, Angus P. Andrews, "Kalman Filtering theory and practice Using MATLAB" Pp. 131-179, Canada, 2008.