



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

“ESTIMACIÓN DE PÉRDIDAS EN UN CONVERTIDOR
BOOST BASADO EN EL OBSERVADOR DE
LUENBERGER Y EL FILTRO EXTENDIDO DE KALMAN”

PROYECTO DE TITULACIÓN

Previo a la obtención del Título de:

**MAGISTER EN AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL
INDUSTRIAL**

Presentado por:

ING. JORGE ENRIQUE ORDÓÑEZ GARCÍA

ING. CARLOS CHRISTIAN CRUZ FREIRE

GUAYAQUIL – ECUADOR

Año: 2021.

DEDICATORIA

El presente proyecto lo dedico a mi Dios, por darme salud y fortaleza en estar conmigo siempre durante este largo camino durante la realización de este proyecto.

A mi madre y padre, por darme primero la vida y perseverancia en seguir adelante en superarme cada día para bien de mi futuro y aconsejarme para cumplir mis metas.

Ing. Jorge Enrique Ordoñez García

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a Dios, a mi madre y a mi familia, por estar conmigo en todo momento y por ser la fuente de mi fortaleza en todo momento.

Ing. Carlos Christian Cruz Freire

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios, por darme fortaleza y perseverancia al guiarme en este transcurso para alcanzar esta meta anhelada.

A mi familia que me ha brindado su solidaridad incondicional en este camino hacia este propósito de logro.

A nuestros profesores y director de Tesis el PhD. Douglas Plaza G, los cuales con respeto y admiración de sus conocimientos, destrezas que impartieron en cada una de las materias, las que nos ayudaron para realizar un excelente proyecto de titulación.

Ing. Jorge Enrique Ordoñez Garcia

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por la salud y dirección en la consecución de este nuevo logro.

A mi familia por la comprensión y apoyo brindado en cada paso.

A nuestro profesor y amigo el PhD. Douglas Plaza por sus acertados consejos durante la realización de este trabajo.

Ing. Carlos Christian Cruz Freire

DECLARACIÓN EXPRESA

“Los derechos de titularidad y explotación, nos corresponde conforme al reglamento de propiedad intelectual de la institución; Ing. Jorge Enrique Ordoñez Garcia y Carlos Christian Cruz Freire, damos nuestro consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual”



**Ing. Jorge Enrique
Ordoñez García**



**Ing. Carlos Christian
Cruz Freire**

COMITÉ EVALUADOR



PhD. Douglas Plaza G.

PROFESOR TUTOR



Firmado electrónicamente por:
**GEOVANNY MANUEL
ARGUELLO ANDRADE**

Msc. Geovanny Arguello

PROFESOR EVALUADOR

RESUMEN

El presente trabajo consiste en el estudio sobre la estimación de pérdidas en un convertidor Boost, basado a las metodologías matemáticas de control del Observador de Luenberger y el Filtro de Kalman, se pone énfasis en los convertidores DC-DC, ya que son la base de la electrónica de potencia moderna gracias a la aparición de nuevos dispositivos de conmutación los cuales son cada vez más rápidos y con menores pérdidas.

Los datos experimentales se obtuvieron mediante el uso de los modelos matemáticos del sistema. A través del software Matlab/Simulink, se obtuvo la estimación de LOS parámetros de los modelos representados en espacio de estados.

Los resultados obtenidos se expresan en gráficas y cálculos de errores para un mejor análisis y así determinar una menor cantidad de pérdidas en el controlador de los convertidores DC-DC.

Finalmente, se mostrará que la dinámica impulsiva del error es estabilizable a través del cálculo de ganancias y auto-valores, que garantizan que el sistema sea observable y autocorregido.

Palabras claves: Observador de Luenberger, Filtro de Kalman, Sistemas No lineales, Electrónica de Potencia, Convertidores.

ABSTRACT

This present project consists of the study on the estimation of losses in a Boost converter, based on the mathematical control methodologies such as the Luenberger Observer and the Kalman Filter, emphasis is placed on DC-DC converters, since they are the basis of modern power electronics thanks to the appearance of new switching devices which are increasingly fast and with lower losses.

The experimental data were carried out by using the mathematical models of the system and through the Matlab / Simulink software, the estimation of state model parameters was obtained.

The results obtained are expressed in graphs and error calculations that demonstrate a better analysis to determine a lower amount of losses in the controller of the converters in the observed state.

Finally, it will be shown that the impulsive dynamics of the error can be stabilized through the calculation of gain and eigenvalues, which guarantee that the system is observable and self-correcting.

Keywords: *Luenberger Observer, Kalman Filter, Nonlinear Systems, Power Electronics, Converters*

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA	I
AGRADECIMIENTO	III
DECLARACIÓN EXPRESA	V
COMITÉ EVALUADOR	VI
RESUMEN	VII
<i>ABSTRACT</i>	VIII
ÍNDICE GENERAL.....	IX
ABREVIATURAS	XI
SIMBOLOGÍA	XII
ÍNDICE DE FIGURAS.....	XIII
ÍNDICE DE TABLAS	XIV
CAPÍTULO 1	1
1. Introducción	1
1.1 Descripción del problema	2
1.2 Justificación del problema.....	3
1.3 Objetivos.....	5
1.3.1 Objetivo General	5
1.3.2 Objetivos Específicos	5
1.4 Marco teórico	6
1.4.1 Convertidores de Potencia.	6
1.4.2 Rectificación.....	7
1.4.3 Conversión DC a AC.....	8
1.4.4 Conversión DC a DC.....	8
1.4.5 Conversión AC a AC.	9

1.4.6	Convertidores de Potencia DC a DC.....	9
1.4.7	Convertidor Tipo Boost.....	13
1.4.8	Observador de Luenberger.	14
1.4.9	Filtro del Kalman	18
CAPÍTULO 2.....		26
2.	Metodología.....	26
2.1	Implementación de los observadores en el Boost Converter.....	26
2.2	Implementación del observador de Luenberger en el Boost Converter.	28
2.3	Implementación del filtro de Kalman en el Boost Converter.	32
CAPÍTULO 3.....		35
3.	Resultados y análisis.....	35
3.1	RESULTADOS.	35
3.1.1	Resultados utilizando el observador de Luenberger.	35
3.1.2	Resultados utilizando el filtro de Kalman.....	36
3.1.3	Resultados de comparación de ambas metodologías.....	38
3.2	Discusión.	39
CAPÍTULO 4.....		41
4.	Conclusiones y Recomendaciones.....	41
	Conclusiones	41
	Recomendaciones	42
BIBLIOGRAFÍA.....		43
APÉNDICES		46
	APÉNDICE A. CÓDIGO DE MATLAB USADO EN EL PROYECTO	46
	APÉNDICE B. DIAGRAMA DE BLOQUE DEL MODELO DE ESTADOS E IMPLEMENTACIÓN CON OBSERVADOR DE LUENBERGER.....	51
	APÉNDICE C. CONFIGURACIÓN DEL OBSERVADOR DE LUENBERGER.....	52

ABREVIATURAS

DC: Direct Current.

AC: Alternate Current.

RC: Resistive and Capacitive.

BJT: Bipolar Junction Transistor.

IGBT: Insulated Gate Bipolar Transistor.

MOSFET: Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor.

TRIAC: Triode for Alternative Current.

SCR: Silicon Controlled Rectifier.

GTO: Gate Turn-Off Thyristor.

IPT: Identity Protection Technology.

UPS: Uninterruptible Power Supply.

EKF: Extended Kalman Filter.

SMPS: Switched-Mode Power supply

SIMBOLOGÍA

V_o : Voltaje de salida del Boost Converter.

i : Corriente del inductor del Boost Converter.

D : Ciclo de trabajo del modelo del Boost Converter.

V_{in} : Voltaje de entrada del Boost Converter

R : Resistencia de salida y carga del modelo Boost Converter.

C_o : Capacitor o condensador del modelo Boost Converter.

L : Inductor del modelo Boost Converter.

γ_v : Perdida de voltaje del modelo real Boost Converter

γ_i : Perdida de corriente del modelo real Boost Converter

A : Matriz de variable de estados de corriente inductor y voltaje de salida

B : Matriz de estados de entrada del sistema.

C : Matriz de estado de salida del sistema

\hat{x}_δ : Valor estimado de estados.

\dot{e}_δ : Dinámica del error del observador

L_{gain} : Matriz de Ganancia de autocorrección de Luenberger.

\hat{y}_δ : Salida estimada del sistema observado.

$x_{1\delta}$: Variable de estado de corriente del inductor del Boost Converter.

$x_{2\delta}$: Variable de estado de Voltaje de salida del Boost Converter.

P_{k-1}^- : El valor de estimación de condiciones iniciales en el punto de operación.

Q : La covarianza de proceso con distribución normal.

\hat{x}_k^- : Matriz de proyección o estimación del estado

P_k^- : Matriz de covarianza del error en adelanto en tiempo k.

K_k : La matriz de ganancia de retroalimentación de Kalman.

\hat{x}_k : La actualización de la medición de corrección de la señal ruidosa.

P_k : La actualización de la corrección de la covarianza del error.

Y_s : La señal ruido blanco Gaussiano.

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Convertidores electrónicos y conversiones de potencia [skill-lync.com/]... 7	7
Figura 1.2. Aplicación típica de convertidor DC a DC como fuente de alimentación conmutada. [www.profesionalreview.com]..... 10	10
Figura 1.3. Topologías de convertidores DC a DC. [https://es.slideshare.net/]..... 12	12
Figura 1.4. Circuito equivalente de Convertidor Boost. [https://ieeexplore.ieee.org/]. 14	14
Figura 1.5. Control de estado con observador de Luenberger..... 16	16
Figura 1.6. Diagrama de bloque del observador de Luenberger..... 18	18
Figura 1.7. Diagrama de Bloques del Filtro de Kalman. [researchgate.net/]..... 24	24
Figura 1.8. Configuración del Filtro de Kalman. [researchgate.net/] 25	25
Figura 2.1. Diagrama de Bloques del Observador de Luenberger en el Boost Converter. 31	31
Figura 2.2. Configuración de parámetros en el bloque del Observador de Luenberger 32	32
Figura 3.1. Señales V_o y i del modelo vs estimadas utilizando Observador de Luenberger 35	35
Figura 3.2. Comparación de Señal de salida V_o , Señal con ruido y señal estimada utilizando Filtro de Kalman..... 36	36
Figura 3.3. Comparación de Señales separadas de salida V_o , Señal con ruido y señal estimada utilizando Filtro de Kalman. 37	37
Figura 3.4. Comparación de la señal V_o con el Filtro de Kalman y Luenberger. 38	38

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Condiciones iniciales de vector estado y covarianza estimada.....	22
Tabla 1.2. Actualización de tiempo de predicción filtro de Kalman.	22
Tabla 1.3. Actualización de medida de corrección filtro de Kalman	23
Tabla 3.1. Error medio cuadrático de las metodologías aplicadas en el modelo Boost Converter.	39

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

La electrónica de potencia tiene como objetivo primordial el estudio de análisis de circuitos electrónicos orientados al control del flujo de energía eléctrica. Los flujos de energía manejados por estos circuitos, corresponden a niveles mucho más altos a los manejados por un dispositivo individual.

El convertidor es un elemento fundamental de los sistemas electrónicos de potencia. Un convertidor es un módulo básico que utiliza dispositivos semiconductores de potencia, en algunos casos controlados por señales externas, y puede incluir además elementos que almacenan energía tales como inductores y capacitores.

Los convertidores DC-DC son denominados como circuitos pulsadores se usan ampliamente en el control de motores eléctricos, debido a que permiten controlar la aceleración por lo que poseen alta eficiencia y una respuesta dinámica rápida. En electrónica de potencia, un convertidor conmutado DC-DC puede ser visto como un transformador de DC ya que transfiere energía entre dos circuitos operados en diferentes niveles de voltaje y corriente.

Inicialmente analizaremos el comportamiento dinámico a partir de su modelo matemático en variable de estados, se selecciona un punto de equilibrio usando la herramienta Matlab-Simulink con la finalidad de verificar el comportamiento esperado, según su análisis de fenómenos eléctricos.

El desarrollo de este trabajo tiene como finalidad obtener datos en tiempo real sobre la obtención de pérdidas de la modelación de estados de un convertidor Boost DC-DC concatenándolo mediante la aplicación de las metodologías matemáticas de control del observador de estados de Luenberger y el filtro de Kalman, esto permitirá para futuras investigaciones poder desarrollar controladores más eficientes obteniendo menos pérdidas durante la estabilización de sistemas.

Siendo esta la premisa principal de este trabajo, se simularán ambas metodologías matemáticas mencionadas a través del software Matlab-Simulink, de esta manera se analizarán las gráficas obtenidas y determinarán las condiciones óptimas de estabilización para el desarrollo del controlador necesario.

En el capítulo I, se detalla una descripción general del proyecto como antecedentes, objetivos y su marco teórico con sus respectivas referencias

En el capítulo II, se detallará sobre la parte analítica de las metodologías matemáticas, sus algoritmos y aplicación del observador de estado de Luenberger y el filtro de Kalman aplicados en el Boost Converter.

En el capítulo III, se explicará los resultados obtenidos en Matlab-Simulink del modelo aplicando ambas metodologías.

En el capítulo IV, se dará las conclusiones y recomendaciones sobre el proyecto realizado y futuras investigaciones donde aplicarlas.

Y finalmente, su correspondiente bibliografía y apéndices.

1.1 Descripción del problema

En la actualidad, el empleo de diferentes tipos de convertidores crea la necesidad de contar con herramientas que permitan una mejor detección de posibles fallas; así como la determinación de sus correcciones en tiempo real de sus posibles fallas a determinarse, esto, conlleva a diseñar controladores que sean mucho más precisos para estos convertidores; por tal razón, este trabajo presenta un análisis comparativo que permita seleccionar la herramienta de detección de pérdidas aplicando diferentes técnicas, sean estas, de estimación no lineal y cuál debe ser su aplicación a un determinado controlador, sea este el observador Luenberger o el filtro extendido de Kalman.

La finalidad es identificar el desempeño de los estimadores no lineales, evaluarlos en términos de indicadores de error y su habilidad para hacer frente con

incertidumbres del proceso tales como errores de medición e incertidumbre de las condiciones iniciales.

Los resultados y las simulaciones indicarán cuál de los métodos es el más adecuado de los antes expuestos, con sus respectivas recomendaciones desde el punto de vista de precisión de estimación de estados.

1.2 Justificación del problema

El estudio de estos sistemas es bastante complejo, debido a los diferentes sistemas de procesado eficiente de la energía eléctrica y por ser también una teoría en desarrollo, el presente trabajo está interesado en los convertidores DC-DC, ya que son la base de la electrónica de potencia moderna gracias a la aparición de nuevos dispositivos de conmutación cada vez más rápidos y con menores pérdidas de conmutación.

Estos sistemas exhiben dinámicas no lineales, debido a la conmutación y por la parte de circuitos RC donde su comportamiento es exponencial, además abarca un amplio campo del conocimiento que incluye la electrónica, métodos de modelado, sistemas dinámicos, y teoría de control, es decir los convertidores conmutados DC-DC se utilizan según la necesidad de aumentar o disminuir la tensión de salida [1].

El control de los convertidores se puede diseñar con mayor precisión, por ejemplo, las técnicas de control basadas en modelos son propuestas en aplicaciones en convertidores DC-DC [2], otros métodos de control requieren el conocimiento del modelo del convertidor, especialmente teoría no lineal basada en modelos, técnicas de control, como los controles basados en la planeidad [3].

Nuestro proyecto propone establecer mediante análisis un modelo que permita determinar la cantidad de pérdidas en el controlador de los convertidores en estado observado, dedicado a una estimación de los parámetros del modelo. Debido que los observadores de estado pueden usarse para la detección de fallas, cabe indicar que también se han aplicado en la estimación de parámetros en convertidores DC-DC [4].

El filtro de Kalman extendido (FKE) resuelve el problema de la estimación del estado \hat{x}_t generado por un sistema no lineal, utilizando la expansión de la serie de Taylor que aproxima las ecuaciones no lineales de estado y de observación, sobre el valor actual estimado del estado \hat{x}_t ; igualmente provee un estimado de la varianza mínima del estado basado en la información estadística sobre el modelo, es por esto que se toma esta herramienta matemática para obtener una mejor estimación de parámetros. El filtro de Kalman propaga los primeros dos momentos de la distribución \hat{x}_t recursivamente; a través de la ecuación de estado y de observación, luego el FKE actualiza lo estimado del vector estado y de la covarianza, la actualización es llevada a cabo a través de la matriz de ganancia de Kalman K, la cual minimiza la suma ponderada de los elementos de la diagonal principal de la matriz de covarianza (minimiza la varianza) [5].

El filtro de Kalman es esencialmente un conjunto de ecuaciones matemáticas que implementan un estimador del tipo predictor-corrector que es óptimo en el sentido de que minimiza la covarianza del error estimado, la gran ventaja del filtro de Kalman es su relativa "sencillez" y su robustez.

Cabe indicar que en este proyecto se presenta el desarrollo teórico de un observador tipo Luenberger para sistemas lineales impulsivos con salida discreta, al evitar utilizar el retenedor de orden cero e inyectar la medida como un impulso, el observador estándar de Luenberger se convierte a un sistema impulsivo, luego, se muestra que la dinámica impulsiva del error es estabilizable a través del cálculo de una ganancia y el problema de asignación de auto-valores, la existencia de dicha ganancia está garantizada siempre que el sistema sea observable impulsivamente [6].

La solución es implementar el diagrama de estados del Convertidor Bost DC-DC, para observar el comportamiento de las pérdidas estimadas. Posteriormente concatenarlas con las metodologías matemáticas de control para corrección del observador de Luenberger y filtro de Kalman utilizando la herramienta de programación y simulación Matlab- Simulink, analizando cuál de ellas tiene mejor convergencia a en corrección del estado del sistema.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Determinar una adecuada estimación de corrección de pérdidas en un convertidor Boost mediante el análisis comparativo de resultados entre el observador Luenberger y el filtro de Kalman.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Reconocer los parámetros físicos del sistema Modelo Boost DC-DC entendiendo las ecuaciones de la modelación para aplicar las metodologías de estimación de correcciones.
- Aplicar las metodologías matemáticas de control para estimaciones de corrección del observador Luenberger y filtro extendido de Kalman en el modelo del Convertidor Boost DC-DC con la finalidad de obtener datos comparativos.
- Evaluar las características y comportamientos de las gráficas de salida de sistema concatenados a las metodologías matemáticas de control de observador de Luenberger y filtro de Kalman utilizando Matlab/Simulink mediante una respuesta de entradas, salidas y pérdidas comparándolos con una medida de la media de error.

1.4 Marco teórico

1.4.1 Convertidores de Potencia.

Los convertidores electrónicos de potencia son una familia de circuitos eléctricos que convierten la energía eléctrica de un valor de voltaje, corriente y frecuencia a otro utilizando un interruptor electrónico basado en semiconductores. Una característica esencial de estos tipos de circuitos es que los interruptores funcionan solo en uno de dos estados, ya sea en modo ON u OFF en forma completa, a diferencia de otros tipos de circuitos eléctricos donde los elementos de control se operan en una región activa (casi) lineal. En el transcurso de los años se ha desarrollado la industria de la electrónica de potencia, han evolucionado y mejorado varias familias de convertidores de electrónica de potencia, a menudo vinculadas por nivel de potencia, dispositivos de conmutación y orígenes topológicos.

El proceso de conmutación de los dispositivos electrónicos en un convertidor electrónico de potencia de un estado a otro se denomina modulación, y el desarrollo de estrategias óptimas para implementar este proceso ha sido objeto de intensos esfuerzos de investigación. Cada una de las familias de convertidores de potencia tiene asociadas estrategias de modulación preferidas que tienen como objetivo optimizar la operación del circuito para los criterios de uso y destino más apropiados como los parámetros de frecuencia de conmutación, distorsión, pérdidas, generación de armónicos y velocidad de respuesta.

La figura 1.1 a continuación representa una categorización de los convertidores electrónicos de potencia en familias según su tipo de conversión eléctrica. Los convertidores que cambian la energía hacia o desde la forma de corriente alterna (AC) involucran procesos mucho más complejos que los que solo involucran corriente continua (DC).

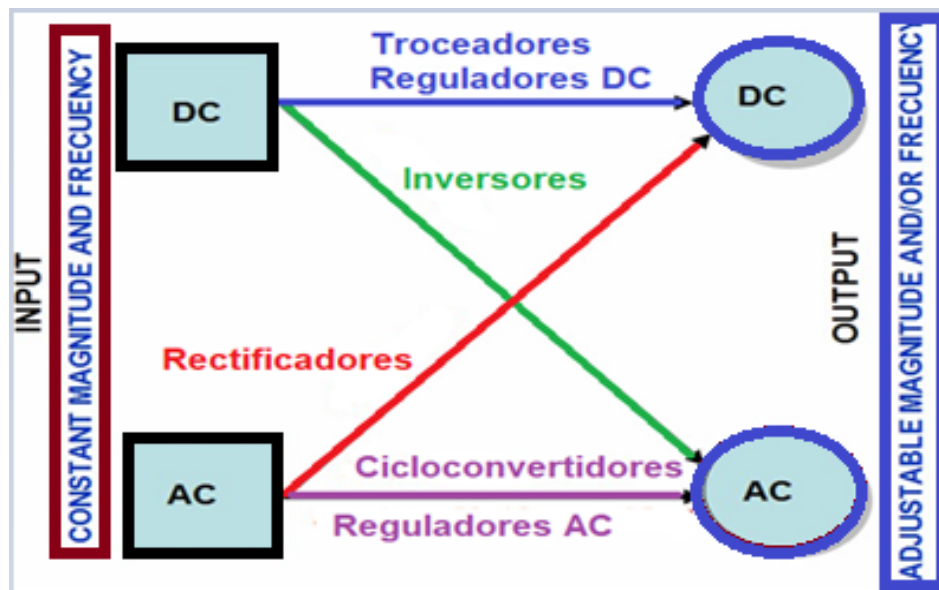


Figura 1.1. Convertidores electrónicos y conversiones de potencia [skill-lync.com/]

1.4.2 Rectificación.

Los rectificadores se clasifican como rectificadores controlados (semicontrolados y completamente controlados) y no controlados. Los circuitos rectificadores no controlados se construyen con diodos y los circuitos rectificadores totalmente controlados se construyen con SCR. Tanto los diodos como los SCR se utilizan en circuitos rectificadores semicontrolados.

Dentro de las configuraciones más populares de rectificadores tenemos la siguientes.

- Puente rectificador monofásico semicontrolado.
- Puente rectificador monofásico totalmente controlado.
- Rectificador trifásico de tres pulsos en estrella.
- Rectificadores dobles trifásicos, trifásicos conectados en estrella con transformador interfásico (IPT).
- Puente rectificador trifásico semicontrolado.
- Puente rectificador trifásico totalmente controlado.
- Puente rectificador trifásico doble totalmente controlado con IPT.

1.4.3 Conversión DC a AC.

El convertidor que cambia una tensión de DC a una tensión alterna se llama inversor. Los inversores anteriores se construían con SCR. Dado que los circuitos necesarios para apagar el SCR tienden a ser complejos.

En la actualidad se utilizan otros dispositivos semiconductores de potencia, como transistores de unión bipolar, MOSFET de potencia, transistores bipolares de puerta aislada (IGBT) y tiristores controlados por MOS. Actualmente, solo los inversores con una potencia nominal alta, como 500 KW o superior, probablemente se construyan con SCR o tiristores de apagado de compuerta (GTO).

Hay variedades de circuitos, para controlar un inversor y varían en su complejidad, respecto a las aplicaciones en que se las utilicen como las siguientes:

- Sistemas de iluminación de emergencia.
- Accionamientos de velocidad variable AC.
- Fuentes de alimentación ininterrumpidas (UPS).
- Convertidores de frecuencia.
- Accionamientos DC de velocidad variable.
- Cargadores de batería.
- Fuentes de alimentación de CC y fuente de alimentación para una aplicación específica como galvanoplastia.

1.4.4 Conversión DC a DC.

Cuando entró en uso el SCR, un circuito convertidor de DC a DC se llamaba chopper. Hoy en día, un SCR rara vez se usa en un convertidor de DC a DC. En un convertidor de este tipo se utiliza normalmente un BJT de potencia o un MOSFET de potencia y este convertidor se denomina fuente de alimentación conmutada.

Una fuente de alimentación conmutada puede ser de uno de los tipos que se enumeran a continuación:

- Fuente de alimentación en modo de conmutación reductora.
- Chopper elevador (Boost).
- Convertidor fly-back.
- Convertidor resonante.
- Accionamiento de DC.
- Cargador de batería.
- Fuente de alimentación DC.

1.4.5 Conversión AC a AC.

Un cicloconvertidor o cicloinversor convierte un voltaje de AC, como suministro de red, en otro voltaje de AC. La amplitud y frecuencia del voltaje tienden a ser valores fijos, mientras que la amplitud y frecuencia del voltaje de salida tienden a ser variables. El circuito que convierte un voltaje de AC en otro voltaje de AC a la misma frecuencia se conoce como interruptor de AC.

Una aplicación típica de un cicloconvertidor es controlar la velocidad de un motor de tracción de AC y la mayoría tienen una salida de alta potencia, del orden de unos pocos Megavatios y se usan SCR en estos circuitos.

También se utilizan cicloconvertidores de bajo costo y potencia en motores de AC, estos circuitos tienden a usar TRIACS en vez de SCR. Debido a que un SCR solo conduce en una dirección a diferencia de un TRIAC que conduce en cualquier dirección y ambos son dispositivo de tres terminales.

1.4.6 Convertidores de Potencia DC a DC

Los convertidores de potencia DC a DC se emplean en una variedad de aplicaciones, por ejemplo, en fuentes de alimentación para computadoras personales, equipos de oficina, sistemas de energía de naves espaciales,

computadoras portátiles y equipos de telecomunicaciones, así como motores de DC.

La entrada a un convertidor DC a DC es un voltaje DC no regulado V_g , produce un voltaje de salida regulado V , que tiene una magnitud (y posiblemente polaridad) que difiere de V_g .

En una fuente de alimentación fuera de línea de una computadora, el voltaje de la red pública de 120 V o 240 V de AC se rectifica, produciendo un voltaje de DC de aproximadamente 170 V o 340 V, respectivamente. Luego, un convertidor DC a DC reduce el voltaje a los 5 V o 3,3 V regulados que requiere la placa base.

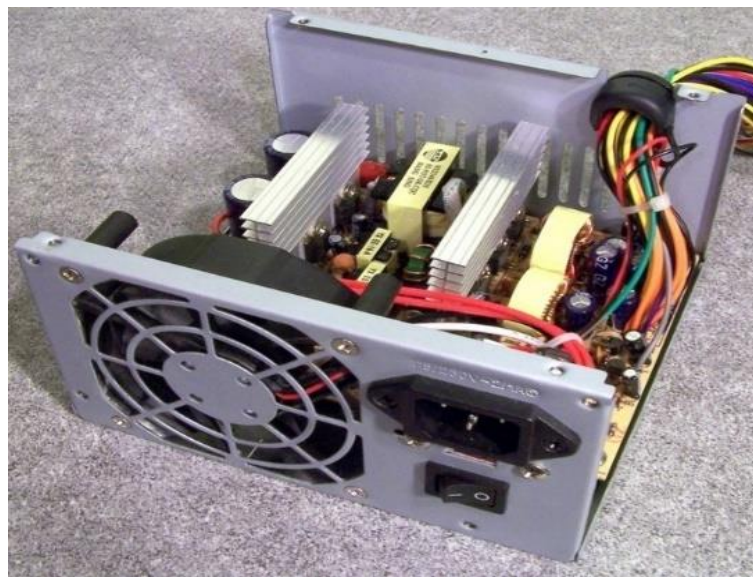


Figura 1.2. Aplicación típica de convertidor DC a DC como fuente de alimentación conmutada. [www.profesionalreview.com]

Los convertidores DC-DC son ampliamente utilizados en la electrónica de potencia, específicamente en aplicaciones en que la energía eléctrica DC requiera ser convertida de un nivel dado a otro [7], por tal razón el conocimiento en línea es de gran importancia [8], basado en un confiable modelo dinámico de los convertidores, algunas grandes mejoras pueden ser:

1.- El control de los convertidores se puede diseñar con mayor precisión, por ejemplo, las técnicas de control basadas en modelos son propuesto [3] y [9] con aplicaciones en convertidores DC-DC, mediante otros métodos de control requieren el conocimiento de modelo convertidor, especialmente teoría no lineal basada en modelos y técnicas de control, como los controles basados en la planeidad.

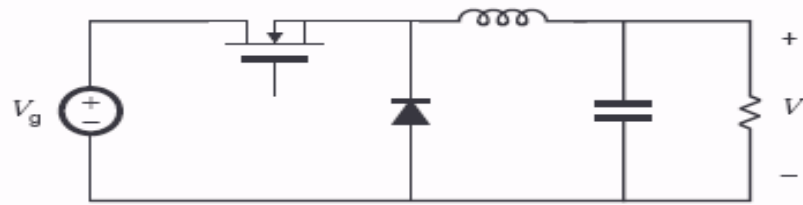
2.- Se puede utilizar para mejorar la gestión de la energía como se hace en [10], donde el intercambio de corriente basado en un modelo para el paralelo se propone una estructura con la finalidad de mejorar la eficiencia del circuito y potencia.

3.- Otra de las grandes aplicaciones de los convertidores DC-DC es dar algunas indicaciones realmente útiles sobre su estado de salud y, por lo tanto, representa una buena herramienta de diagnóstico y posibilidad de detección de fallas como se propone en [4].

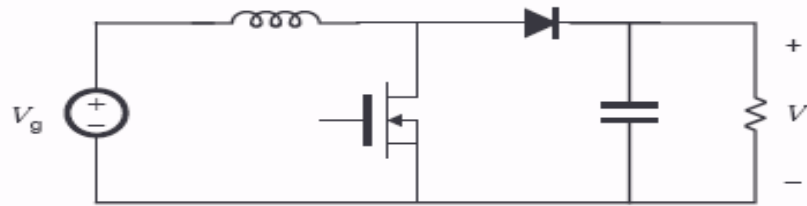
Se conoce un gran número de circuitos convertidores DC a DC que pueden aumentar o disminuir la magnitud del voltaje DC y / o invertir su polaridad. En la siguiente figura se ilustra varios circuitos convertidores DC-DC de uso común. Por ejemplo, el interruptor se realiza utilizando un Diodo y un MOSFET de potencia; sin embargo, otros interruptores de semiconductores como IGBT, BJT o tiristores se pueden sustituir si se desea.

En la Figura 1.3 a continuación, se puede observar las diferentes tipologías de convertidores de potencia dependiendo cada una a sus necesidades de utilización y aplicaciones entre ellos tenemos al Buck, Boost, Buck-Boost, Cuk y SEPIC.

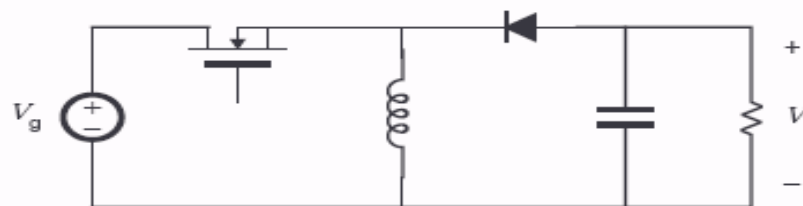
Buck converter



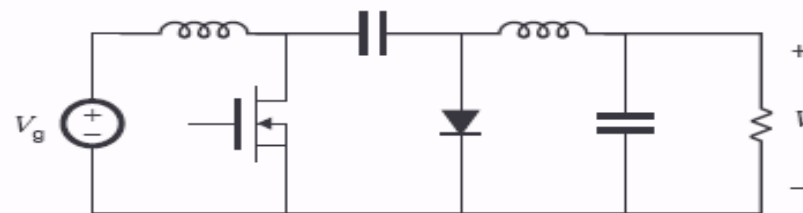
Boost converter



Buck-boost converter



Cuk converter



SEPIC

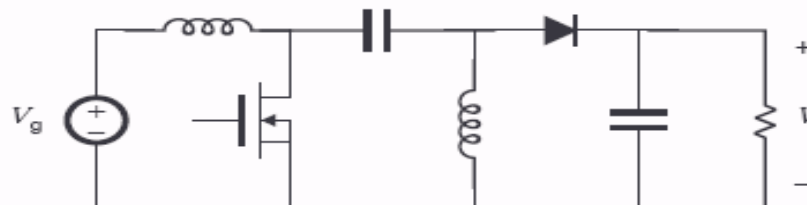


Figura 1.3. Topologías de convertidores DC a DC. [<https://es.slideshare.net/>]

1.4.7 Convertidor Tipo Boost

El Boost Converter es un circuito que consta de componentes pasivos y activos, para una implementación práctica, el interruptor se reemplaza por un dispositivo de conmutación electrónico que puede ser un transistor del tipo BJT, IGBT o MOSFET.

El modelado de convertidores DC-DC se ha abordado en gran medida en diferentes literaturas, pero todavía está en estudio como por ejemplo en [11], recientemente se puede encontrar muchas mejoras en el modelado de convertidores, entre ellos, en [12], donde se propone calcular las pérdidas previstas del modelo analítico, como en [13], algunos de los parámetros algebraicos de estimación, con el fin de mejorar el control de un convertidor Boost, se propone otro método de estimación de parámetros en [14], la frecuencia de muestreo con un valor del doble de la frecuencia de conmutación, los parámetros estimados se utilizan para mejorar el convertidor control en [15], mediante este documento, el modelo y las estimaciones propuestas han sido diseñadas para una frecuencia de muestreo igual a la frecuencia de conmutación, y luego, solo los valores promedio, se pueden medir las variables de estado.

La importancia de estos circuitos es su alta eficiencia, debido a que el interruptor de fuente de alimentación está en modo conmutado (SMPS) debe encenderse y apagarse rápidamente y tener bajas pérdidas. Los principales convertidores de DC a DC se desarrollaron a principios de la década de 1960, cuando los interruptores de semiconductores estuvieron disponibles. La necesidad de la industria aeroespacial de convertidores de potencia pequeños, livianos y eficientes condujo al rápido desarrollo del convertidor.

Los sistemas conmutados como SMPS son un desafío para el diseño, ya que sus modelos dependen de si un interruptor está abierto o cerrado. R. D. Middlebrook de Caltech en 1977 publicó los modelos para convertidores de DC a DC utilizados actualmente, con el promedió de las configuraciones del circuito del Boost Converter, para cada estado del interruptor en una técnica llamada como promediación del espacio de estados. Esta simplificación concatenó y redujo a los

dos sistemas en uno solo. El nuevo modelo condujo a ecuaciones de diseño perspicaces que ayudaron al crecimiento de SMPS.

Entonces, el modelo promedio del convertidor se ha considerado de esta manera, se ha dado atención particular al modelo y método de estimación propuesto en [16], en el caso de un convertidor Boost.

Este trabajo de fin de maestría propone un modelo de los convertidores y un observador de estados dedicado a una estimación en línea de los parámetros del modelo, los observadores de estado pueden usarse para la detección de fallas como por ejemplo en [4], los observadores de estado también se han aplicado al parámetro estimación en convertidores DC-DC, por ejemplo, en [17], Al-Hosani y Utkin presentaron un observador en modo deslizante para estimar el voltaje de condensador de salida y la carga resistiva equivalente en un convertidor DC-DC Buck.

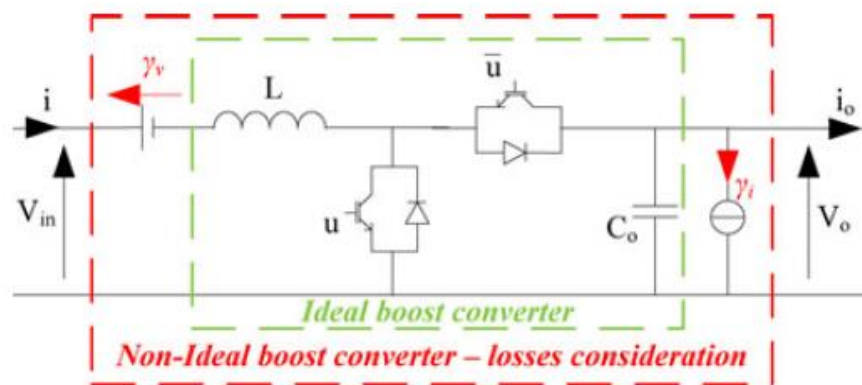


Figura 1.4. Circuito equivalente de convertidor Boost. [<https://ieeexplore.ieee.org/>]

1.4.8 Observador de Luenberger.

El observador de Luenberger es un estimador de estado, es decir, un algoritmo que permite estimar el estado interno oculto (no medible) de un sistema dinámico lineal a partir de las mediciones de la entrada y la salida de dicho sistema.

El observador tipo Luenberger es muy utilizado en sistemas lineales impulsivos con salida discreta, es decir, que al evitar utilizar el retenedor de orden cero e inyectar la medida como un impulso, el observador estándar de Luenberger se convierte a un sistema impulsivo. Luego, se muestra que la dinámica impulsiva del error es estabilizable a través del cálculo de una ganancia y el problema de asignación de autovalores. La existencia de dicha ganancia está garantizada siempre y cuando el sistema sea observable impulsivamente según lo descrito en (Rivadeneira and Moog, 2015)

La idea en la cual se basa este observador es en generar un sistema "clon" del original, al cual sí se le pueda medir el estado interno directamente. Si el sistema original y su clon son sometidos a los mismos estímulos (la misma entrada), se puede esperar que, a medida que pase el tiempo, se comiencen a comportar del mismo modo debido a que sus estados internos tienden a parecerse cada vez más (lo anterior funciona siempre que el sistema original y su clon sean estables). De este modo, el estado interno del clon se puede usar como una aproximación del estado interno del sistema original.

Para acelerar la convergencia del estado del sistema clon al estado del sistema original, se puede estimular al clon con una entrada corregida, que consiste en la misma entrada que el sistema original más la diferencia entre la salida de los dos sistemas multiplicada por una constante. De este modo, se logra modificar la dinámica del sistema clon de modo que logre estimar el estado del sistema original en un tiempo arbitrariamente pequeño (al menos en teoría). Es decir, el clon es capaz de observar tanto la entrada del sistema original como la diferencia entre su salida y la del sistema original, lo que le permite converger más rápido.

El esquema de control donde el vector de estados no es conocido, pero si es reconstruido se muestra a continuación:

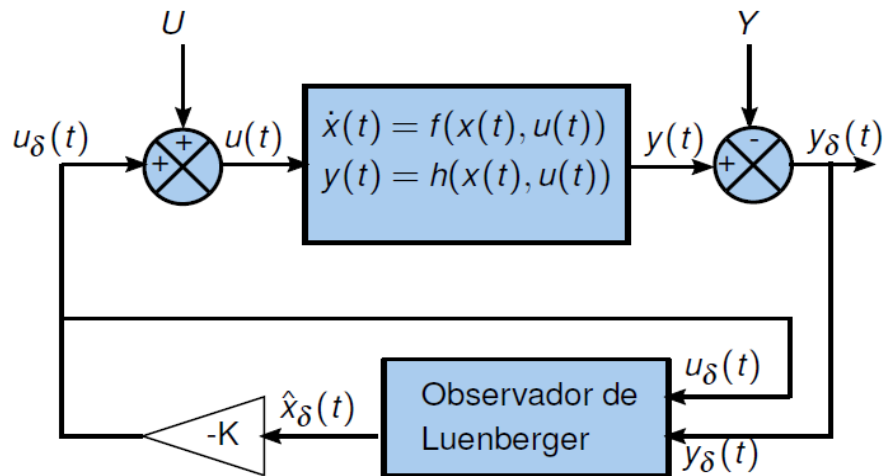


Figura 1.5. Control de estado con observador de Luenberger.

Para garantizar la validez del esquema de control deberemos verificar:

- Bajo qué condiciones el valor del estado estimado converge al valor del estado verdadero del sistema. (Convergencia del error).
- Las condiciones que debemos garantizar para el esquema de control continúen siendo asintóticamente estable a cero. (Convergencia a cero).

Basados en el sistema lineal aproximado, proponemos un observador de estados lineal:

$$\dot{\hat{x}}_\delta = \Phi x_\delta + \Gamma \mu_\delta + L y_\delta; \hat{x}(t_0) = \hat{x}_{0\delta}$$

Se define el error de observación como la diferencia entre el valor real del vector de estado y el valor estimado:

$$e_\delta = x_\delta - \hat{x}_\delta; ; e_\delta(t_0) = x_{0\delta} - \hat{x}_{0\delta}$$

La dinámica del error del sistema está dada por:

$$\dot{e}_\delta = \dot{x}_\delta - \dot{\hat{x}}_\delta = (A - \Phi - LC)x_\delta + (B - \Gamma)\mu_\delta + \Phi e_\delta$$

La dinámica del error deber ser siempre independiente de μ_δ ya que u es la variable a manipular. También es inconveniente que el error depende de la trayectoria de los estados. Por lo tanto:

$$\Phi = A - LC; \quad \Gamma = B$$

Entonces el error de observación evoluciona de acuerdo con la dinámica lineal y autónoma dada por:

$$\dot{e}_\delta = (A - LC)e_\delta$$

De esta forma el error de la estimación dependerá principalmente de si mismo y de su valor inicial. La solución de la dinámica del error está dada por la ecuación:

$$e_\delta(t) = e^{(A-LC)(t-t_0)} e_{0\delta}$$

El comportamiento cualitativo del error depende principalmente de la naturaleza de los autovalores de la matriz $\Phi = A - LC$. Es decir debemos escoger L de tal manera que los autovalores de $A - LC$ se encuentre en el semiplano izquierdo del plano complejo. Esto garantizará la convergencia del error a cero.

El observador de Luenberger estará dado por:

$$\dot{\hat{x}} = \Phi \hat{x}_\delta + \Gamma \mu_\delta + L y_\delta$$

$$\dot{\hat{x}} = (A - LC) \hat{x}_\delta + B \mu_\delta + L y_\delta$$

$$\dot{\hat{x}} = A \hat{x}_\delta + B \mu_\delta + L y_\delta - LC \hat{x}_\delta$$

$$\dot{\hat{x}} = A \hat{x}_\delta + B \mu_\delta + L(y_\delta - C \hat{x}_\delta); \quad \hat{y}_\delta = C \hat{x}_\delta$$

Finalmente, con la salida estimada \hat{y}_δ , las ecuaciones del observador están dadas por:

$$\dot{\hat{x}} = A \hat{x}_\delta + B \mu_\delta + L(y_\delta - \hat{y}_\delta);$$

$$\hat{y}_\delta = C \hat{x}_\delta$$

El observador de Luenberger en diagrama de bloques es mostrado:

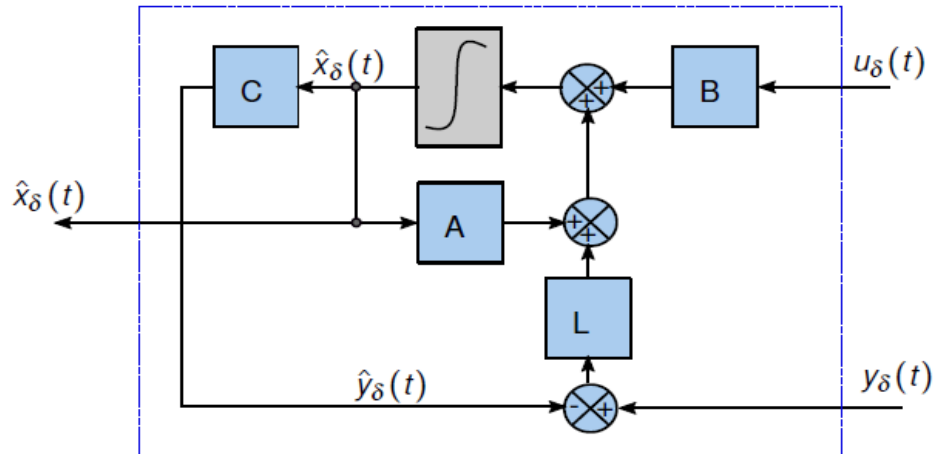


Figura 1.6. Diagrama de bloque del observador de Luenberger.

El observador de estado es una emulación del sistema lineal aproximado con capacidad auto correctora, donde la ganancia Luenberger L es el realimentador del error de estimación.

La realimentación del error corrige cualquier discrepancia entre el valor real y el estimado del vector de estado. Es decir que si las salidas estimada y real) coinciden no necesariamente los estados estimado y real coinciden.

1.4.9 Filtro del Kalman

El filtro de Kalman es un algoritmo que se basa en el modelo de espacio de estados de un sistema para estimar el estado futuro y la salida futura realizando un filtrado óptimo a la señal de salida, y dependiendo del retraso de las muestras que se le ingresan puede cumplir la función de estimador de parámetros o únicamente de filtro. Pero en ambos casos elimina ruido, estas ecuaciones son ampliamente utilizadas ya que incluyen probabilidades estadísticas puesto que toma en cuenta la aleatoriedad tanto de la señal como del ruido.

A diferencia de otros tipos de filtros este no requiere de una frecuencia de corte específica debido a que se basa en la característica del ruido permitiendo de esta manera filtrar en todo el espectro de frecuencias. Además, sus ecuaciones solo

dependen de una muestra anterior y la muestra presente lo que permite un ahorro considerable de memoria a la hora de ser implementado en un sistema digital y su fácil programación lo hacen muy atractivo ya que se basa en un método recursivo [1][2].

Entre varias de sus aplicaciones se encuentran la estimación demográfica, procesamiento de señales biológicas, sistemas de navegación, predecir el comportamiento de variables económicas, procesamiento de imágenes, entre otras. Debido a su gran campo de acción se hace muy importante conocer su funcionamiento para así tener las herramientas básicas que permitan la solución de diversos problemas prácticos de forma sencilla y óptima [3][4][5][6].

Mientras hay muchas aplicaciones específicas para estimar (aproximar) un estado desconocido desde una serie de mediciones del proceso, muchos de estos métodos no toman en consideración la naturaleza típica del ruido de las medidas. Por ejemplo, considerando un trabajo en rastreo para gráficos computacionales interactivos. Mientras los requerimientos para la información de rastreo cambian con la aplicación, la fuente fundamental de información es la misma: la estimación de la posición se deriva de señales eléctricas ruidosas, de sensores mecánicos inerciales, ópticos, acústicos o magnéticos. Este ruido es típicamente estadístico por naturaleza (o puede ser modelado efectivamente como uno) lo que lleva a métodos estocásticos para la resolución de problemas.

El filtro de Kalman es esencialmente una serie de ecuaciones matemáticas que implementan un estimador tipo predictor-corrector que es óptimo en el sentido que minimiza el error estimado de la covarianza, cuando algunas condiciones son dadas. Desde el momento de su introducción, el desempeño del filtro de Kalman ha sido sujeto de investigación.

Esto es debido a que en gran parte de los avances en la computación digital se ha trabajado para hacer el filtro práctico, pero relativamente simple y robusto. Aunque no siempre se presentan todas las condiciones óptimas para el funcionamiento del filtro, éste se desempeña bien en la mayoría de situaciones [10][12][13][14][18][22].

En este proyecto se describe el filtro en su formulación original (Kalman 1960) donde las mediciones ocurren y el estado es estimado en puntos discretos en el tiempo [17][19].

El método de filtro de Kalman es ampliamente utilizado en aplicaciones industriales [18], que puede ser utilizado para la estimación de parámetros o diagnóstico de fallas, en [19], Izadian y Khayyer usan un filtro de Kalman para el diagnóstico de fallas en un convertidor DC-DC Boost basado en un modelo promedio, para comparar el sistema con múltiples modelos que representan fallas, en este documento, se recalca el interés de la propuesta del observador de estado dedicado a la estimación de parámetros, además se proporcionan comparaciones con el observador del estado de Luenberger y el filtro Kalman extendido (EKF).

Antes de una conclusión que resume las principales contribuciones de esta propuesta, este documento se organiza de la siguiente manera; Primero, se presenta el modelo dinámico promedio aplicado en un convertidor Boost y un convertidor de impulso aislado, luego, la Sección III da la definición del observador propuesto, con demostración de su convergencia y finalmente, las secciones III y IV presentar simulaciones y validación experimental, respectivamente, en el convertidor Boost y con comparaciones con observador de Luenberger y filtro de Kalman.

Otra problemática existente en otras aplicaciones similares en la que se emplea el filtro extendido de Kalman es en las señales Biomecánicas, puesto que las perturbaciones existentes en este tipo de equipos en muy alta producto de lo complejo de los movimientos que realizan para una determinada acción.

El filtro de Kalman, también llamado Linear Quadratic Estimator (LQE), es un algoritmo desarrollado por Rudolf Emil Kálmán, del cual deriva su nombre, en donde su funcionamiento es de un estimador óptimo recursivo que provee una solución a tareas frecuentes en rastreo, seguimiento y predicción de datos que involucre una o más fuentes de ruido, inexactitudes o inconsistencias [20].

Se basa en la observación del comportamiento de los datos a través del tiempo y mediante análisis estadístico, realiza correcciones *a-priori* y *a-posteriori* de los mismos, produciendo valores estimados que tienden a ser más precisos que aquellos obtenidos puramente de las mediciones realizadas en un instante definido de tiempo.

Entiéndase estimador óptimo en el sentido de que, si todo el ruido que afecta a los datos es de tipo Gaussiano, el filtro de Kalman minimiza el error cuadrático medio de los parámetros estimados [21].

En la predicción y tal como se indica, el filtro Kalman crea un valor estimado proyectado a partir del estado actual de las mediciones realizadas (*a-priori*), en estos datos se incluyen el ruido y la incertidumbre que puedan tener, el estado futuro es actualizado en la segunda etapa por medio de la información real (no predicha) del tiempo siguiente (*a-posteriori*), produciendo una salida, la cual es la fusión entre el valor predicho y el que fue realmente obtenido para ese instante de tiempo, esta proporción de mencionada está dada por un valor constante al cual se denomina ganancia de Kalman, este proceso es repetido a lo largo del tiempo de forma consecutiva, empleando la característica de la recursividad, esto permitirá una entrada en tiempo real en muestras realizadas bajo un intervalo de tiempo indefinido.

El filtro de Kalman apunta al problema general de tratar de estimar el estado $x \in \mathbb{R}^n$ de un proceso controlado en tiempo discreto que es gobernado por una ecuación en diferencias lineal estocástica.

Posteriormente, Kalman en conjunto con Bucy realiza otra publicación ("New Results in Linear Filtering and Prediction Theory"). En esta oportunidad, se enfoca en el desarrollo de sus ideas, aplicadas al filtro de tiempo continuo.

Sea un sistema de una sola entrada de control $u(t)$ y la salida $y(t)$, cuya descripción de estado es:

$$x(k) = Ax(k - 1) + B(k - 1)u + w(k - 1)$$

$$y(k) = Cx(k) + v(k)$$

Donde x es el vector de estado, u es una entrada escalar conocida, y la salida escalar v y w son procesos escalares aleatorios gaussianos del tipo ruido blanco, cuyas densidades espectrales de potencia son V y W respectivamente.

El filtro de Kalman estima un proceso usando una forma de realimentación y control, mediante el estado del proceso en un tiempo, luego se obtiene la realimentación en forma de mediciones (ruidosas).

Primero se estima las condiciones iniciales del vector de estado y covarianza usando las variables de la tabla 1.1 a continuación:

Estimación inicial
<ul style="list-style-type: none"> • \hat{x}_{k-1}^- : Estado inicial • P_{k-1}^- : Covarianza inicial

Tabla 1.1. Condiciones iniciales de vector estado y covarianza estimada.

Posteriormente, se utilizan las ecuaciones del filtro de Kalman que respectivamente son de dos tipos entre ellas ecuaciones de actualización de tiempo de predicción y de actualización de mediciones de corrección como se observa en las tablas 1.2 y 1.3 a continuación:

Actualización en el tiempo de predicción.
<ol style="list-style-type: none"> 1. Proyectar hacia delante el estado $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1}^- + B\mu_k$ 2. Proyectar hacia adelante la covarianza del error priori $P_k^- = AP_{k-1}^-A^T + Q$

Tabla 1.2. Actualización de tiempo de predicción filtro de Kalman.

Actualización en la medida de corrección

1. Calcular la ganancia de Kalman

$$K_k = P_k^- C^T (C P_k^- C^T + R)^{-1}$$

2. Actualización de estimación de medida

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (Z_k - C \hat{x}_k^-)$$

3. Actualiza la covarianza del error a posteriori

$$P_k = (I - K_k C) P_k^-$$

Tabla 1.3. Actualización de medida de corrección filtro de Kalman

Las ecuaciones de medición de tiempo son responsables de proyectar hacia adelante (en el tiempo) el estado actual y estimaciones de error y covarianza para obtener los estimados a priori del siguiente paso en el tiempo.

Las ecuaciones de actualización de medida pueden ser vistas como ecuaciones correctoras. Sin embargo, el algoritmo final de estimación reúne los algoritmos de predicción-corrección para la resolución de problemas numéricos

Para diseñar un observador o estimador óptimo de Kalman para el vector de estado, se recurre a la estructura básica del observador. La ecuación que describe este observador es:

$$\hat{x}_k = A \hat{x}_{k-1}^- + B \mu_k + K_k (y - C \hat{x}_k^-)$$

Siendo \hat{x} es el vector de estado estimado y K_k la matriz del diseño del estimador, si las señales v y w no están correlacionadas, el valor de K_k se calcula mediante la ecuación:

$$K_k = P_k^- C^T W^{-1}$$

Donde la expresión matemática de W es:

$$W = (CP_k^- C^T + R)$$

Siendo P_k^- la matriz de covarianza óptima del error del estimador de estado obtenida a partir de la ecuación de Ricatti en condiciones iniciales.

$$0 = AP_k^- + P_k^- A^T - P_k^- C^T W^{-1} C P_k^- + F V F^T$$

Finalmente, determinar la matriz de covarianza actualizada de corrección del error mediante la expresión matemática.

$$P_k = (I - K_k C) P_k^-$$

Después de realizar de actualizaciones de tiempo y mediciones, el proceso es repetido con el estimado previo a posteriori usado para proyectar o predecir el nuevo estimado a priori. Esta naturaleza recursiva es una de las buenas cualidades del filtro de Kalman, lo que hace prácticas muchas implementaciones, a pesar de sus condiciones recursivas basa su estimado actual en todas las mediciones pasadas.

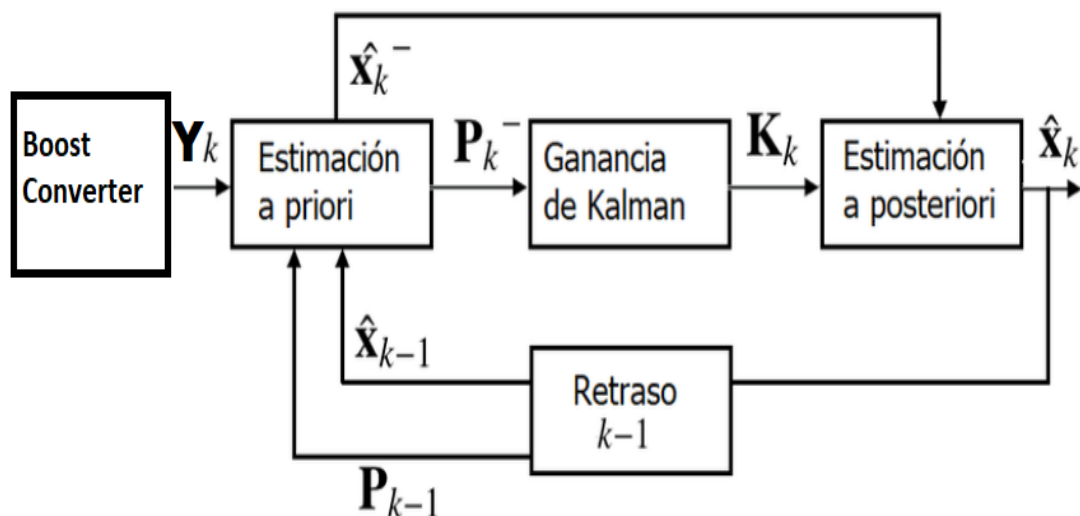


Figura 1.7. Diagrama de bloques del filtro de Kalman. [researchgate.net/]

Finalmente se muestra el diagrama de estado de la configuración del filtro de Kalman para el presente caso. Se observa que sus entradas son las señales $u(t)$ e $y(t)$, su salida es el vector de estado estimado \hat{x}

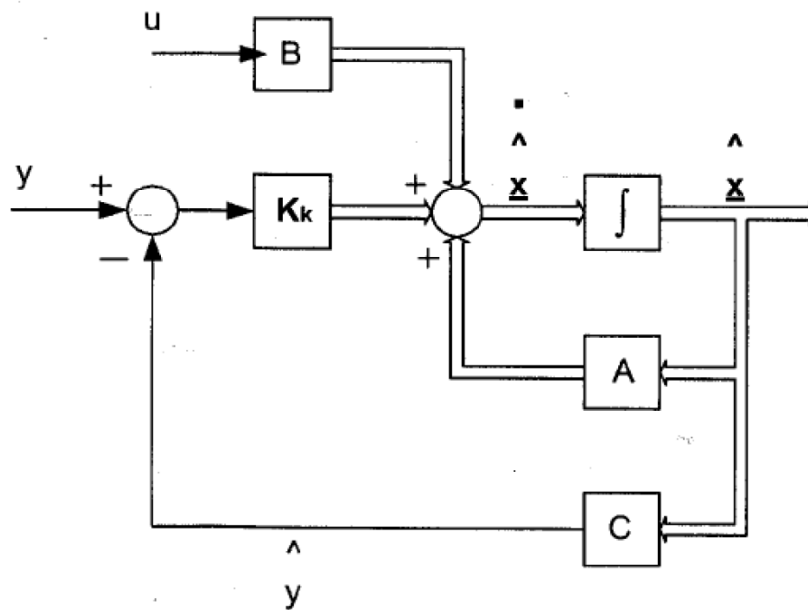


Figura 1.8. Configuración del filtro de Kalman. [researchgate.net/]

A partir de ese momento, ha sido enorme el número de aportaciones publicadas sobre la temática de utilización de los Filtros de Kalman, en las cuales se han explorado diferentes aplicaciones, la profundización del enfoque teóricas.

CAPÍTULO 2

2. METODOLOGÍA

El método a utilizarse en este proyecto de trabajo de titulación será el descriptivo tanto cuantitativo y cualitativo, ya que se basará inicialmente de los antecedentes del modelo Boost DC-DC y su implementación, sus beneficios y ventajas en el mundo del control y la electrónica, luego realizaremos un análisis correlacional entre dos métodos matemáticos de corrección como el observador de parámetros como el Luenberger y el filtro extendido de Kalman para analizar el comportamiento e identificar mediante las simulaciones de Matlab-Simulink sus respuestas esquemática y parámetros de errores medios calculados entre ambos análisis, con la finalidad de definir la mejor eficiencia y convergencia en este tipo de sistema.

2.1 Implementación de los observadores en el Boost Converter.

La dinámica de este convertidor cuando funciona en el modo de conducción continua (CCM) se puede entender fácilmente aplicando la ley de voltaje de Kirchoff en el bucle que contiene el inductor y la ley de corriente de Kirchoff en el nodo con la rama del condensador conectada a él.

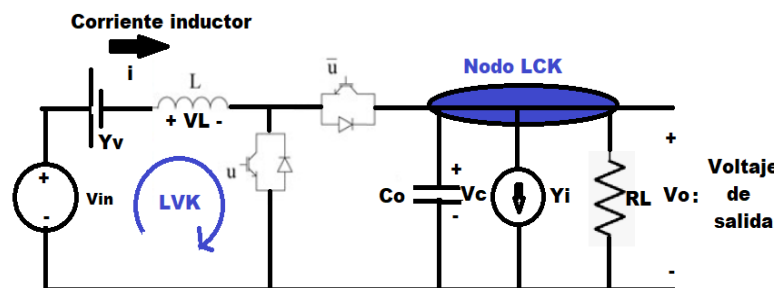


Figura 2.1. Circuito del convertidor Boost, para determinar variables de estados.

Según la ley de voltaje de Kirchoff en el inductor quedaría:

$$V_L = Vin - (1 - D)V_O - \gamma_v$$

Donde $V_L = L \frac{di}{dt}$, si reemplazamos quedaría la siguiente expresión:

$$L \frac{di}{dt} = Vin - (1 - D)V_O - \gamma_v$$

Según la ley de corriente de Kirchoff en el capacitor:

$$i_c = -i_o + (1 - D)i - \gamma_i$$

Donde la corriente del capacitor $i_c = C \frac{dV_c}{dt}$; pero $V_c = V_o$ por estar en paralelo, por lo tanto, obtenemos que $i_c = C \frac{dV_o}{dt}$; adicionalmente la corriente en la carga de salida del modelo Boost $i_o = \frac{V_o}{R}$; donde R es la carga de 50 ohm.

Remplazando $i_c = C \frac{dV_o}{dt}$ y $i_o = \frac{V_o}{R}$ en la ecuación de corriente de Kirchoff en el condensador obtenemos que:

$$C \frac{dV_o}{dt} = -\frac{V_o}{R} + (1 - D)i - \gamma_i$$

Los parámetros γ_v (V) y γ_i (A) contrarrestan los errores con el modelo ideal del convertidor Boost. Entonces, esos parámetros traducen directamente las pérdidas internas del convertidor. Principal las pérdidas que se tienen en cuenta son la resistencia de la serie de inductancias, histéresis central y pérdidas por corrientes parásitas, conducción pérdidas óhmicas y pérdidas de conmutación de semiconductores. También se tienen en cuenta otras pérdidas a través del convertidor.

Para obtener la ecuación de estados las dos ecuaciones anteriores encontradas en la ley de voltaje y corriente Kirchoff las utilizamos:

$$L \frac{di}{dt} = Vin - (1 - D)V_O - \gamma_v$$

$$C \frac{dV_o}{dt} = -\frac{V_o}{R} + (1 - D)i - \gamma_i$$

Los modelos de espacio de estados son esencialmente una noción conveniente para estimación y control, desarrollados para hacer trazable lo que sería de otra manera un análisis intrazable.

De las ecuaciones anteriores se obtiene el modelo en variables de estado que corresponde a la corriente en la inductancia (i) y el voltaje en la carga de salida (V_o), la entrada del sistema es u que está relacionada con el voltaje de entrada (V_i)

$$\begin{bmatrix} \frac{di}{dt} \\ \frac{dV_o}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i \\ V_o \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{V_{in}}{L} \\ 0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} -\frac{1}{L} \\ -\frac{1}{C} \end{bmatrix} [\gamma_v \quad \gamma_i]$$

$$y = [0 \quad 1] \begin{bmatrix} i \\ V_o \end{bmatrix} + 0u$$

Donde sus matrices de estados están definidas como las siguientes:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \frac{V_{in}}{L} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C = [0 \quad 1] \quad y \quad D = 0$$

2.2 Implementación del Observador de Luenberger en el Boost Converter.

El modelo de variables de estado de Boost converter está dada por la siguiente forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{1\delta} \\ \dot{x}_{2\delta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)i}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1\delta} \\ x_{2\delta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{V_{in}}{L} \\ 0 \end{bmatrix} u_\delta$$

$$y = [0 \quad 1] \begin{bmatrix} x_{1\delta} \\ x_{2\delta} \end{bmatrix}$$

Donde $x_{1\delta} = i$ y $x_{2\delta} = V_o$ representan las variables de estados x_1 la corriente en el inductor y x_2 representa el voltaje de salida.

Las ecuaciones del observador están dadas por:

$$\begin{aligned}\hat{\dot{x}} &= A\hat{x}_\delta + B\mu_\delta + L(y_\delta - \hat{y}_\delta); \\ \hat{y}_\delta &= C\hat{x}_\delta\end{aligned}$$

Remplazando las ecuaciones por las matrices A, B, C y L quedaría la siguiente matriz detallada:

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} \hat{\dot{x}}_{1\delta} \\ \hat{\dot{x}}_{2\delta} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_{1\delta} \\ \hat{x}_{2\delta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Vin \\ L \\ 0 \end{bmatrix} u_\delta + \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} (y_\delta - \hat{y}_\delta) \\ \hat{y}_\delta &= [0 \quad 1] \begin{bmatrix} \hat{x}_{1\delta} \\ \hat{x}_{2\delta} \end{bmatrix}\end{aligned}$$

Donde para encontrar la ganancia L debemos representar la dinámica del error de observación A-LC, que evoluciona de acuerdo con la dinámica lineal y autónoma dada por la siguiente ecuación:

$$\dot{e}_\delta = (A - LC)e_\delta$$

$$A - LC = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} [0 \quad 1]$$

$$A - LC = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} - L_1 \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} - L_2 \end{bmatrix}$$

La dinámica del error remplazada en la ecuación de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_{1\delta} \\ \dot{e}_{2\delta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} - L_1 \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} - L_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_{1\delta} \\ e_{2\delta} \end{bmatrix}$$

La estabilidad del sistema depende de la matriz del sistema A-LC, su polinomio característico esta dado por:

$$\det(sI - (A - LC)) = \det \left(s \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} - L_1 \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} - L_2 \end{bmatrix} \right)$$

$$\det(sI - (A - LC)) = \det \left(\begin{bmatrix} s & \frac{(1-D)}{L} + L_1 \\ -\frac{(1-D)}{C} & s + \frac{1}{RC} + L_2 \end{bmatrix} \right)$$

$$\det(sI - (A - LC)) = s \left(s + \frac{1}{RC} + L_2 \right) + \frac{(1-D)}{C} \left(\frac{(1-D)}{L} + L_1 \right)$$

$$\det(sI - (A - LC)) = s^2 + \left(\frac{1}{RC} + L_2 \right) s + \frac{(1-D)}{C} \left(\frac{(1-D)}{L} + L_1 \right)$$

La ganancia L garantiza la convergencia del error mientras que los valores de L se obtienen a partir de la igualación con el polinomio característico deseado.

Asumiendo el siguiente polinomio:

$$pd = (s + \lambda_1)(s + \lambda_2)$$

$$pd = s^2 + (\lambda_1 + \lambda_2)s + (\lambda_1\lambda_2)$$

Igualando el polinomio característico de la matriz A-LC con el deseado.

$$\lambda_1 + \lambda_2 = \frac{1}{RC} + L_2$$

$$\lambda_1\lambda_2 = \frac{(1-D)}{C} \left(\frac{(1-D)}{L} + L_1 \right)$$

Se obtiene el valor de L_1 y L_2 de la matriz $L = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix}$

$$L_1 = \frac{\lambda_1 \lambda_2 C}{1 - D} - \frac{(1 - D)}{L}$$

$$L_2 = \lambda_1 + \lambda_2 - \frac{1}{RC}$$

Finalmente, con la matriz de ganancia L, corregirá el error entre el valor real y el estimado del vector de estados, debido a que sus autovalores se encuentran en el semiplano izquierdo del plano complejo. Garantizando su convergencia de error a cero.

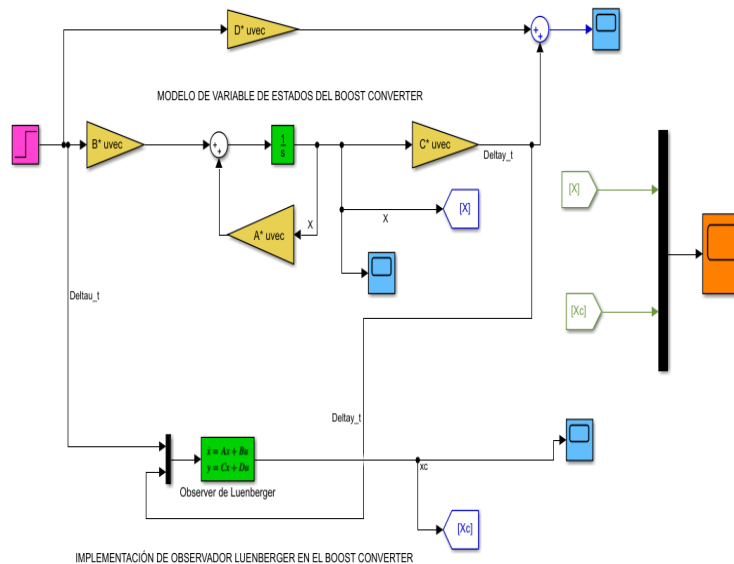


Figura 2.2. Diagrama de bloques del observador de Luenberger en el convertidor Boost.

En esta figura podemos observar el diagrama de bloques de las variables de estados del Boost Converter concatenada con la implementación del Boost Converter, donde realizamos la comparación de la corrección estimada en X_c con sus variables de estados original del sistema X .

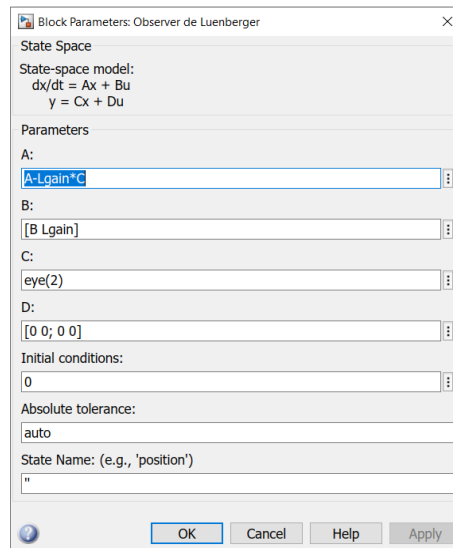


Figura 2.3. Configuración de parámetros en el bloque del observador de Luenberger

2.3 Implementación del filtro de Kalman en el Boost Converter.

El modelo de variables de estado del convertidor Boost está dada por la siguiente forma matricial:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)i}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{Vin}{L} \\ 0 \end{bmatrix} u$$

$$y = [0 \quad 1] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

Donde las variables $x_1 = i$ representa la corriente en el inductor y $x_2 = V_o$ representa el voltaje de salida.

Las ecuaciones a priori específicas para actualización de tiempo (predicción) son las siguientes:

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1}^- + B\mu_k$$

$$P_k^- = AP_{k-1}^-A^T + Q$$

La actualización de tiempo proyecta el estado y la covarianza del error a estimados adelante en el tiempo del paso k-1 condiciones iniciales al paso k. Donde A y B son las

matrices del modelo de estado, mientras Q es la varianza del ruido blanco del proceso y con distribución normal de probabilidad.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-D)}{L} \\ \frac{(1-D)}{C} & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} ; \quad B = \begin{bmatrix} \frac{Vin}{L} \\ 0 \end{bmatrix}$$

Donde D que es el ciclo de trabajo igual al 52% o 0.52 en proporción, capacitancia C=1mF, inductancia L=0.6mH, resistencia de carga R=50 ohm y Vin=48V, quedando las siguientes matrices.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-0.52)}{0.6 \times 10^{-3}} \\ \frac{(1-0.52)}{1 \times 10^{-3}} & -\frac{1}{(50)(1 \times 10^{-3})} \end{bmatrix} ; \quad B = \begin{bmatrix} \frac{48}{0.6 \times 10^{-3}} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -800 \\ 480 & -20 \end{bmatrix} ; \quad B = \begin{bmatrix} 80000 \\ 0 \end{bmatrix}$$

El valor P_{k-1}^- de la estimación de condiciones iniciales en el punto de operación $i^0 = 5A$ y $V_o^0 = 100V$ y Q de la covarianza de proceso se lo determina de distribución normal N (0,1) con media igual a 0 y con varianza igual 1.

$$P_{k-1}^- = \begin{bmatrix} 60 & 0 \\ 0 & 1000 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Remplazando en las expresiones de actualización de tiempo, obteniendo las matrices de proyección o estimación del estado y covarianza del error en adelanto al tiempo k.

$$\hat{x}_k^- = \begin{bmatrix} 1.51 \\ 1.51 \end{bmatrix}$$

$$P_k^- = \begin{bmatrix} 197.49 & 28.39 \\ 28.39 & 61.1 \end{bmatrix}$$

Posteriormente calculamos de las mediciones aplicando las siguientes ecuaciones a posteriori para calcular la ganancia de retroalimentación de Kalman K_k , la actualización de la medición de corrección de la señal ruidosa \hat{x}_k , finalmente obteniendo la actualización de la corrección de la covarianza del error P_k .

$$K_k = P_k^- C^T (C P_k^- C^T + R)^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (Y_s - C \hat{x}_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k C) P_k^-$$

Donde la matriz C es parte del modelo de estados y R es la matriz de covarianza del ruido de medición que también es una distribución normal con N (0,1) y la señal ruido blanco Y_s .

$$C = [0 \quad 1]; \quad R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Y_s = Y + n ;$$

Donde Y es la señal de salida del sistema y n es el ruido blanco, con la finalidad de obtener la corrección del sistema.

$$K_k = \begin{bmatrix} 0.0132 \\ 0.0014 \end{bmatrix}$$

$$\hat{x}_k = \begin{bmatrix} 1.52 \\ 1.51 \end{bmatrix}$$

$$P_k = \begin{bmatrix} -195.3774 & -20.2753 \\ -20.2753 & -1.0934 \end{bmatrix}$$

Finalmente, se determina los valores a posteriori de actualización y corrección del sistema y adicionalmente usando la retroalimentación Kalman.

CAPÍTULO 3

3. RESULTADOS Y ANÁLISIS.

3.1 RESULTADOS.

3.1.1 RESULTADOS UTILIZANDO EL OBSERVADOR DE LUENBERGER.

Según las simulaciones realizadas entre las señales de salida de Voltaje V_{o_m} y corriente del inductor i_m del modelo de variables de estados del Boost Converter, en comparación con las señales corregidas o estimadas de V_{o_c} , i_c utilizando el observador de Luenberger se puede observar en la figura 3.1 a continuación:

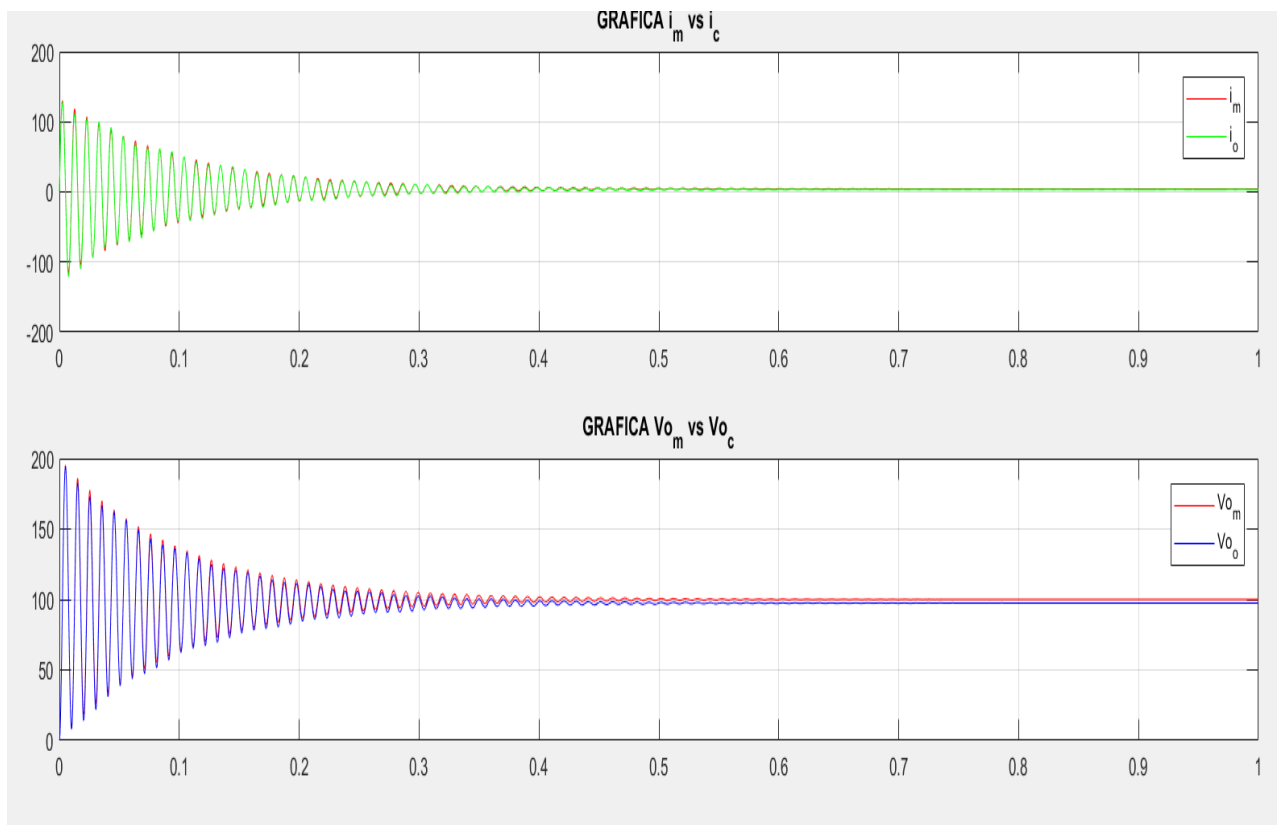


Figura 3.1. Señales de voltaje de salida V_o y corriente del inductor i del modelo vs estimadas utilizando observador de Luenberger

Podemos argumentar que utilizando el Observador de Luenberger, la autocorrección tiende a recuperarse a la señal real del sistema de variable de estados del modelo con una ligera variación de offset en su estabilización.

3.1.2 RESULTADOS UTILIZANDO EL FILTRO DE KALMAN.

En la siguiente figura 3.2, podemos observar tres gráficas: la señal Y que representa la señal de salida V_o del modelo Boost Converter, la señal Y_s que representa la señal de salida añadido ruido blanco y la salida estimada Y_{est} que representa la señal de salida de voltaje V_o utilizando el filtro de Kalman, la cual tiende a autocorregirse al sistema real del modelo de variable de estados.

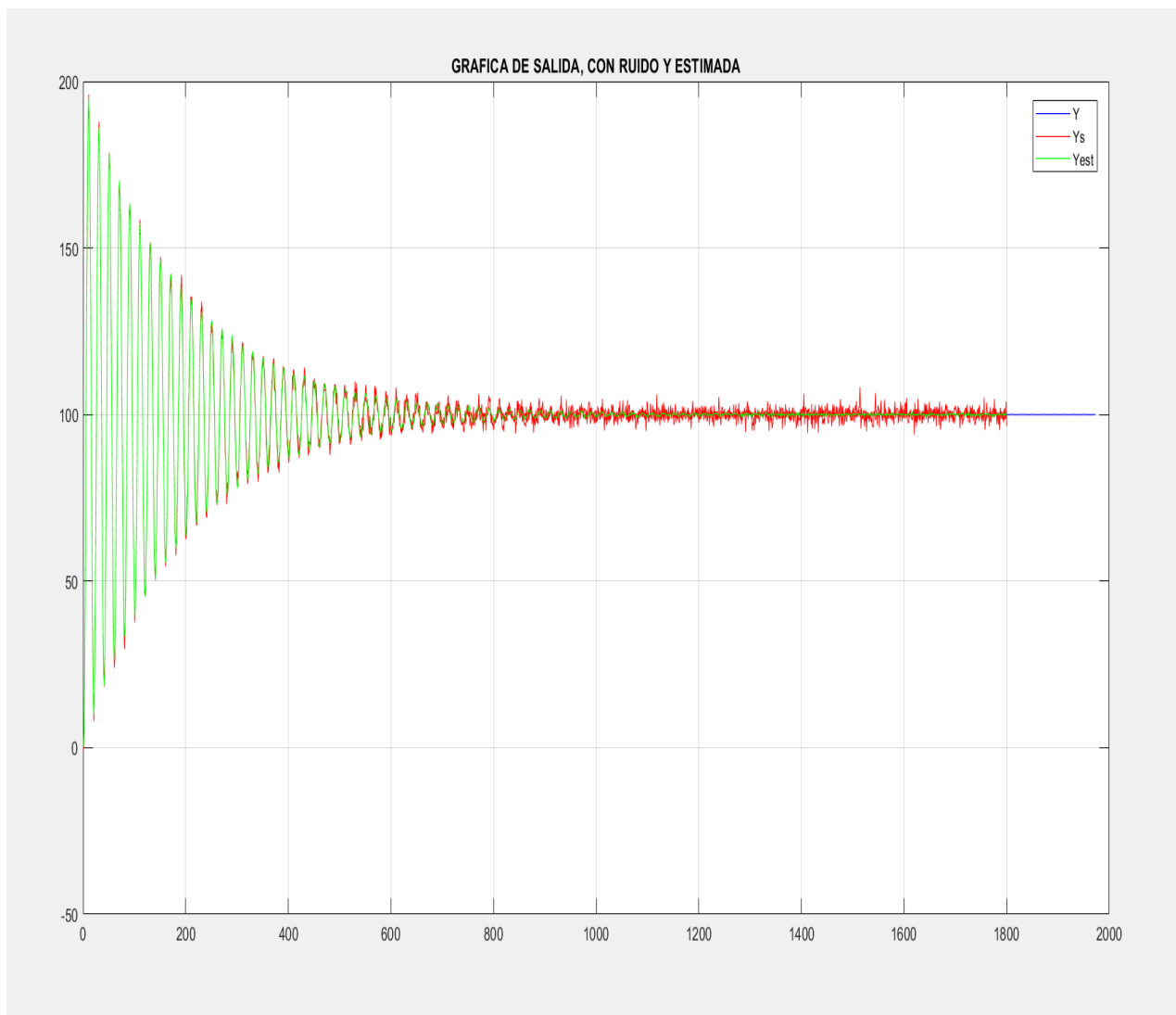


Figura 3.2. Comparación de señal de salida V_o , señal con ruido y señal estimada utilizando filtro de Kalman.

Analizando las tres señales podemos decir que la señal V_o estimada utilizando el filtro de Kalman, tiende a autocorregirse a la señal real del sistema de variable de estados, con la metodología de señal con ruido blanco.

En la siguiente figura 3.3, podemos observar la señal Y que representa la salida Vo del modelo Boost, la señal Ys que representa la señal de salida con ruido y finalmente la señal corregida o estimada Yest aplicada la metodología de Kalman en corrección.

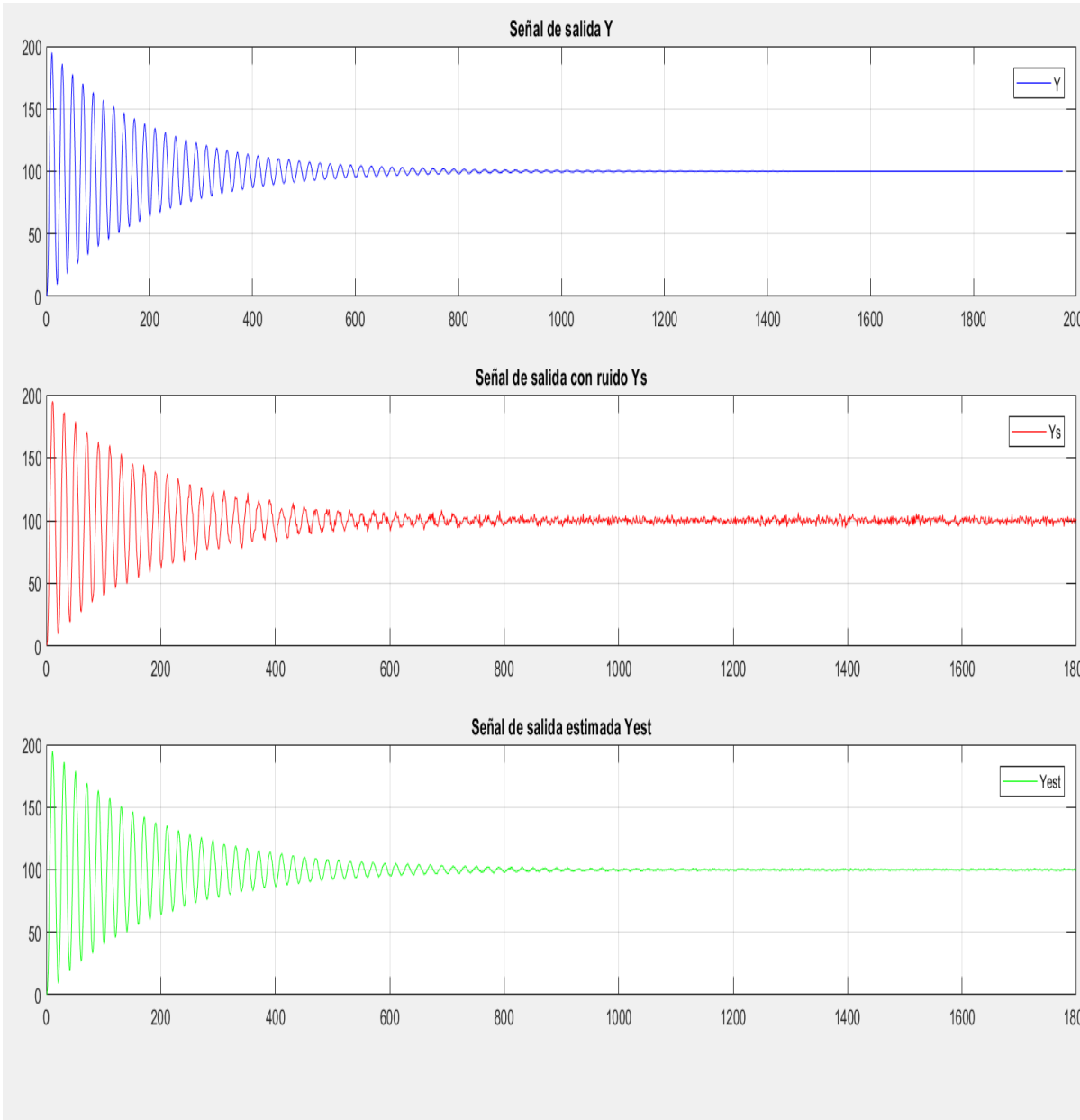


Figura 3.3. Comparación de señales separadas de salida Vo, señal con ruido y señal estimada utilizando filtro de Kalman.

Analizando las tres gráficas, podemos decir que el método del Filtro de Kalman, aplicando en la señal ruidosa en la original, obtiene una señal estimada o corregida a la original.

3.1.3 RESULTADOS DE COMPARACIÓN DE AMBAS METODOLOGÍAS.

En la siguiente gráfica, podemos observar la comparación de la señal V_o estimada con Filtro de Kalman y Observador de Luenberger, ambas señales se tratan de estabilizar a 100V como lo calculado en su punto de operación del sistema real.

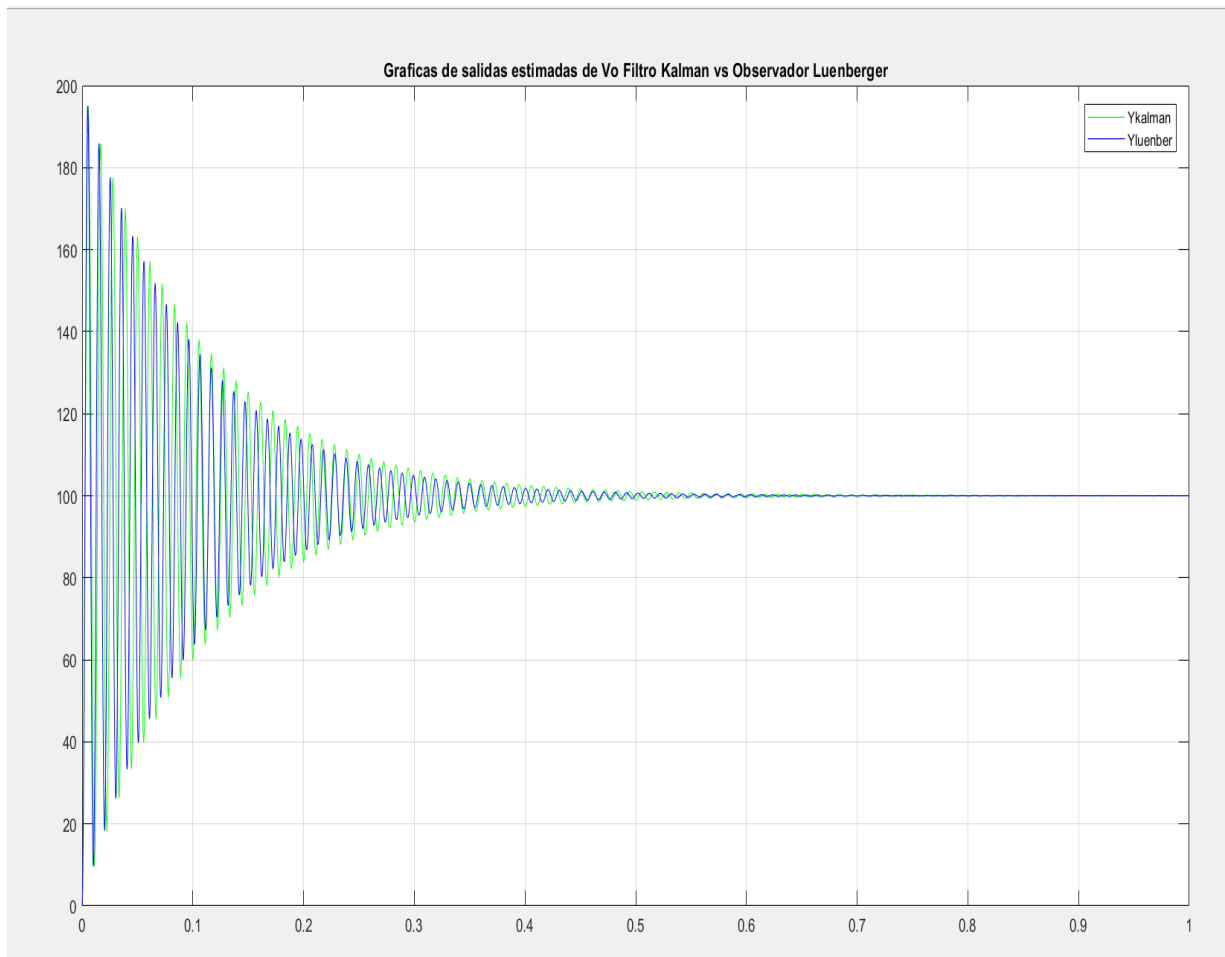


Figura 3.4. Comparación de la señal V_o con el filtro de Kalman y Luenberger.

Analizando las gráficas de las señales estimadas, ambas tienden a estabilizarse a los 100V, además podemos observar que el filtro de Kalman tiene un desfase con respecto a frecuencia de la señal del observador de Luenberger y podemos decir que la señal el filtro de Kalman es más preciso en estimación que el Observador de Luenberger del sistema real de variable de estados.

Realizando un análisis mediante un cálculo estadístico de error medio cuadrático, que es un estimador que mide el promedio de errores al cuadrado, la diferencia entre el valor

estimado y lo que se estima, corresponde el valor esperado de la pérdida de error cuadrático, es decir que entre menor error posea la metodología aplicada en el modelo del Boost Converter será más eficiente en corrección, por consiguiente a mayor error el modelo será menos eficiente.

Metodologías de Estimadores	Error medio Cuadrático (EMC)
Observador de Luenberger	0.347
Filtro de Kalman	0.106

Tabla 3.1. Error medio cuadrático de las metodologías aplicadas en el modelo Boost Converter.

Finalmente, mediante los valores calculados podemos concluir que el filtro de Kalman tiene una mayor eficiencia por tener un menor error medio cuadrático que el Observador de Luenberger, por lo tanto, esta metodología tiene pérdidas menores y una mejor autocorrección del modelo del sistema del Boost Converter.

En la señal de salida V_o esta embebida la señal γ_v y dentro de la señal de corriente del inductor i se encuentra embebida la señal γ_i , ambas señales son consideradas como pérdidas del sistema real (no ideal) del Boost Converter.

3.2 Discusión.

En la Figura 3.1, podemos argumentar que el observador de Luenberger, garantiza la convergencia del error, por los valores de matriz L_{gain} de retroalimentación dentro del observador, hizo factible la corrección entre la señal real y el estimado de estados.

En la Figura 3.2 y 3.3, podemos afirmar que la metodología ecuaciones de priori y posteriori de la actualización de tiempo y medición, para determinar los valores de la matriz K_k de retroalimentación y la covarianza de error P_k , facilitó que la corrección de la señal V_o ruidosa y la señal estimada de convergencia a la señal real de estados.

Estas señales mediante la utilización de la metodología del Filtro de Kalman, pero separadas, con la finalidad de identificar las características de convergencia de la señal real con la señal estimada, donde se utilizó de la señal de ruido blanco, este proceso de realimentación y control, se realizó mediante el estado de actualización de tiempo, posteriormente obteniendo la realimentación en forma de mediciones (ruidosas).

En la figura 3.4, podemos analizar la comparación de las dos metodologías del Observador de Luenberger y Filtro de Kalman, pero en un solo gráfico donde se presentan ambas señales estimadas de la salida V_o , pero entre ambas existe un pequeño desfase, con la finalidad de argumentar cuál de los dos procesos es más factible para la autocorrección de la señal real V_o de estados.

Finalmente podemos decir que ambas metodologías tienen su complejidad en la parte matemática y de programación por el uso de matrices, además por la sintonización de determinar los valores de las ganancias de retroalimentación y corrección Luenberger y Kalman, que facilitaron a la convergencia de la señal estimada a la real.

Entre ambos métodos existen un pequeño desfase en sus señales, lo que hace decidir que la metodología del Filtro de Kalman es más eficiente ya que tiende autocorregirse de una manera más rápida al Observador de Luenberger por su estabilización del sistema.

Finalmente, en la tabla 3.1, podemos discutir mediante valores que la metodología del Filtro de Kalman por su valor de menor error medio cuadrático, es más eficiente que la metodología del Observador de Luenberger.

CAPÍTULO 4

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En esta sección describiré la importancia del trabajo desarrollado, las fortalezas y las debilidades del uso de ambas metodologías del Observador de Luenberger y Filtro de Kalman.

Conclusiones

El modelo promedio del convertidor Boost DC-DC, utilizando la teoría de aplicación de redes eléctricas, facilitó la determinación de las matrices de estados, la linealización, los puntos de operación, los controles estimados y parámetros del sistema.

Se ha realizado un estudio durante el trayecto este trabajo de titulación de los estimadores de estado clásicos más utilizados, que se tienen en reportados en la revisión literatura y sus varias aplicaciones realizadas en procesos de control. Las estructuras, ventajas, y desventajas de estos estimadores han sido descritas. Luego se realizó la descripción de un proceso práctico y analítico del Observador de Luenberger y Filtro de Kalman para implementarlos en el Convertidor Boost, con la finalidad de obtener los resultados requeridos y analizarlos críticamente mediante la técnica de la observación e identificación de características.

Las metodologías del Observador de Luenberger y Filtro de Kalman, facilitaron obtener excelentes resultados de la estimación de la señal real, además se utilizaron algoritmos diferentes de identificación, diagrama de bloques y análisis matemático realizado con códigos en Matlab, se determinó las matrices de retroalimentaciones L_{gain} y K_k , con la finalidad de autocorregir las señales del sistema del convertidor Boost de una manera eficiente.

Los resultados de simulación del sistema del convertidor Boost DC-DC usando Simulink, para la implementación del Observador de Luenberger son muy similares a los obtenidos con la implementación del algoritmo en código en Matlab para la

metodología del filtro de Kalman con pequeñas variaciones de desfase y los parámetros de estabilización, las respuestas del sistema lineal corresponden exactamente con el promedio del resultante de la simulación del modelo real.

Finalmente, podemos argumentar que, haciendo un análisis crítico de observación de las gráficas de las señales estimadas obtenidas con las reales de variable de estados del sistema y el valor de error de media cuadrática, se concluye que la metodología del filtro de Kalman por su menor valor de error cuadrático tiene un mejor rendimiento en eficiencia de estabilización y en pérdidas, que el observador de Luenberger.

Recomendaciones

Ambas metodologías tuvieron su complejidad, debido por el uso de matrices y de parámetros que se realizó variaciones en su sintonización (autotuning) para que exista mejor convergencia de error entre las señales estimadas reales y estimadas del sistema de modelación del convertidor Boost.

Pienso que una recomendación general, es obtener y alcanzar ese espíritu investigador, ya que nuestro trabajo realizado, se tuvo varios inconvenientes por desconocimientos de estas metodologías matemáticas, utilizadas en modelos no lineales y multivariables como el Observador de Luenberger y Filtro de Kalman, como también sus variaciones e innovaciones más sofisticadas en la actualidad, según las investigaciones realizadas hay mejoras en estas metodologías para determinar una estimación más precisas con uso de cálculos de matemáticas superiores y estadísticamente probabilísticos.

Se recomienda para futuros trabajos diseñar un observador diseñado donde se mezclen ambas metodologías, sus mejoras innovadoras, entre otras, con la finalidad mejorar los parámetros de estabilidad, enfocando en las nuevas bases teorías de control.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. RASHID, *Electrónica de Potencia*, México: Pearson Educativa Edición.
- [2] A. G. a. J. R. H. Barnklau, «IEEE,» 26 02 2020. [En línea]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6399588>.
- [3] O. W. J. R. a. H. G. A. Gensior, «“On differential flatness, trajectory planning, observers, and stabilization for dc-dc converters,”», *IEEE Trans. Circuits Syst. I*, pp. Reg. Papers, vol. 53, no. 9, pp. 2000–2010, Septiembre 2006.
- [4] P. W. J. C. a. A. W. S. Shuai, « “Fault detection for modular multilevel converters based on sliding mode observer,”», *IEEE Trans. Power Electronic*, pp. vol. 28, no. 11, pp. 4867–4872, Noviembre 2013.
- [5] R. Kalman y R. Bucy, *New Results in Linear Filtering and Prediction Theory*, Retrieved 2008-05-03, 1961.
- [6] B. e. a. E667, «Quantitative estimation of insulin sensitivity.,» *American Journal of Physiology - Endocrinology and Metabolism*, pp. 236(6),, 1979.
- [7] B. N.-M. P. P. S. P. F. M.-T. a. S. S. E. Jamshidpour, «IEEE,» 4 Abril 2013. [En línea]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6247511>. [Último acceso: 26 Febrero 2020].
- [8] H. Renaudineau, «“Hybrid renewable energy sourced system—Energy management & self-diagnosis,”», de *Ph.D. dissertation, Groupe de Recherche en lectrotechnique et lectronique, Univ. Lorraine, Nancy*, , Francia, 2013.

- [9] T. G. a. S. M. P. Karamanakos, «“Direct voltage control of dc-dc boost converters using enumeration-based model predictive control,”» *IEEE Trans. Power Electron.*, , pp. vol. 29, no. 2, pp. 968–978, , Febrero 2014..
- [10] A. H. A. S. J.-P. M. S. P. F. M.-T. a. B. G. H. Renaudineau, «“Efficiency optimization through current-sharing for paralleled dc-dc boost converters with parameter estimation”,» *IEEE Trans. Power Electronic*, pp. vol. 29, no. 2, pp. 759–767, Febrero 2014.
- [11] T. B. a. Z. B. T. Pavlovic, «“Simplified averaged models of DCDC power converters suitable for controller design and microgrid simulation”,» *IEEE Trans. Power Electronic*, pp. Vol. 28, no. 7, pp. 3266–3275, Julio 2013.
- [12] F. J. L. Y.-F. a. P. S. Z. Zhiliang, «“Switching loss analysis considering parasitic loop inductance with current source drivers for buck converters”,» *IEEE Trans. Power Electronic*, pp. Vol. 26, no. 7, pp. 1815–1819, Diciembre 2011.
- [13] A. H. M. C. G.-R. a. H. S.-R. J. Linares-Flores, «“Robust nonlinear adaptive control of a boost converter via algebraic parameter identification”,» *IEEE Trans. Ind. Electronic* , pp. Vol. 61, No. 8, pp. 4105–4114, Agosto 2014.
- [14] Y.-T. C. a. Y.-S. Lai, «“Parameter tuning method for digital power converter with predictive current-mode control”,» *IEEE Trans. Power Electronic*, pp. Vol. 24, No. 12, pp. 2910–2919, Diciembre 2009.
- [15] R. Z. a. D. M. J. Morroni, «“Design and implementation of an adaptive tuning system based on desired phase margin for digitally controlled dc-dc converters”,» *IEEE Trans. Power Electronic*, pp. Vol. 24, no. 2, pp. 559–564, Febrero 2009.
- [16] A. P. J.-P. S. P. a. F.-T. A. Shahin, «“Approximate novel loss formulae estimation for optimization of power controller of dc-dc converter”,» de *Proc. 36th Annu. Conf. IEEE Ind. Electronic Society*, 2010.

- [17] K. A.-H. a. V. Utkin, «Parameters estimation using sliding mode observer with shift operator»,» *J. Franklin Institute*, pp. Vol. 394, no. 4, pp. 1509–1525, Mayo 2012.
- [18] M. H. J. G. E. T. O.-K. a. S. K. F. Auger, «Industrial applications of the Kalman filter: A review»,» *IEEE Trans. Ind. Electronic*, pp. Vol. 60, no. 12, pp. 5458–5471, Diciembre 2013.
- [19] A. I. a. P. Khayyer, «Application of Kalman filters in model-based fault diagnosis of a dc-dc boost converter»,» de *Proc. 36th Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Society*, 2010.
- [20] T. LACEY, «Tutorial: The Kalman Filter»,» de *Massachusetts Institute of Technology Web Literature*. , Massachusetts., pp. Capítulo 11. p. 133-140.
- [21] BIAGIOLA, SILVINA I.; FIGUEROA JOSÉ L. A High Gain Nonlinear Observer: Application to the Control of an Unstable Nonlinear Process. *Computers and Chemical Engineering* Vol 28, pp 1881–1898, 2004.

APÉNDICES

APÉNDICE A. CÓDIGO DE MATLAB USADO EN EL PROYECTO

```
clc
clear all
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% constantes física del sistema Boost-Converter
Co=0.001 %capacitancia.
L=0.0006 %inductor.
Dr=0.52 %factor.
RL=50 %resistencia de salida de carga

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% valores de estado estacionario
Vin=48
i=5
Vo=100
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% valores de estado estacionario de Gv y Gi segun Pin=Vin*i= 240w de las graficas
Pin=Vin*i
Gv=2.6
Gi=0.36;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%% Matrices de variable de estado
A=[0 -(1-Dr)/L;(1-Dr)/Co -1/(RL*Co)]
B=[Vin/L;0]
C=[0 1];
D=0;
```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%% Ganancia L del observador de Luenberger

l11=5;

l12=l11;

l13=l12;

l14=l13;

L2=(l11+l12)-(1/(RL*Co))

L1=((l11*l12*Co)/(1-Dr))-((1-Dr)/L)

Lgain = [L1; L2];

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

syms s

I=eye(2,2)

det(s*I-A+Lgain*C)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%% Variable de estado continua

Hc=ss(A,B,C,D)

[num,den]=tfdata(Hc, 'v')%% añadido

Hs=tf(num,den) %%añadido

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%% Variable de estados discreta

Hd=c2d(Hc,0.1)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

[num,den]=tfdata(Hd, 'v')

%[A,B,C,D]=linmod(Hd, 0.1)%linealización del modelo

%%H1=tf2ss(num,den) %si

[Ak,Bk,Ck,Dk]=tf2ss([0 76.7944 -10.5814],[1 -0.4732 0.1353])

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%% Parametros de Filtro de Kalman

uk=1;

a=[60,10000]

b=[1,1]

```

c=[0.1,0.1]
Pkm1=diag(a) %Po
Q=diag(b)
R=1
Xem1=[0; 0]
Y=step(Hs,1)
Yest=zeros(1,1800)
for k=1:1800
    n=0.05*randn(size(k))
    Ys(k)=Y(k)+n;
    %Actualización de tiempo
    Xem=(Ak*Xem1)+(Bk*uk) %proyección de estado hacia adelante
    Pkm=((Ak*Pkm1)*Ak')+Q %proyección de covarianzas de error hacia adelante
    %Actualización de mediciones
    Kk=(Pkm*Ck')*(inv(((Ck*Pkm)*Ck')+R)) %Calculo de ganancia de kalman
    Xe=Xem+(Kk*(Ys(k)-(Ck*Xem))) %actualización estimado de la señal salida + ruido
    Pk=(eye(size(Ak))-((Kk*Ck))*Pkm) %actualización de la covarianza del error.
    %Generación de valores iniciales para el siguiente paso
    Xem1=Xem;
    Pkm=Pk;
    Yest(k)=Ck*Xe;
end

%Gráficas de señal de salida, salida con ruido, estimada con Kalman
x=0:1:2000
figure(1)
plot(Y,'b'), grid on
hold on
plot(Ys,'r')
plot(Yest,'g')
legend('Y','Ys','Yest')
title('GRAFICA DE SALIDA, CON RUIDO Y ESTIMADA')

```

```
%%Gráficas de señal de salida, salida con ruido, estimada con kalman
```

```
figure(10)
```

```
subplot(3,1,1)
```

```
plot(Y,'Color','blue'),grid on
```

```
legend("Y")
```

```
title("Señal de salida Y")
```

```
subplot(3,1,2)
```

```
plot(Ys,'Color','red'),grid on
```

```
legend("Ys")
```

```
title("Señal de salida con ruido Ys")
```

```
subplot(3,1,3)
```

```
plot(Yest,'Color','green'),grid on
```

```
legend("Yest")
```

```
title("Señal de salida estimada Yest")
```

```
%Concatenación de Simulación para exportar gráficas en Matlab
```

```
sim('ABCDESTADOSFINAL')
```

```
%modelos de estados ABCD sin modo canónico
```

```
figure(2)
```

```
t=Estados1(:,1);
```

```
X1=Estados1(:,2);
```

```
X2=Estados1(:,3);
```

```
Xe1=Estados1(:,4);
```

```
Xe2=Estados1(:,5);
```

```
%Gráficas del modelo real del sistema comparada con modelo corregido o estimado  
usando Observador de Luenberger
```

```
subplot(311), plot(t,X1,'R',t,Xe1,'G'),
```

```
grid on, title('GRAFICA i_m vs i_c'), legend('i_m','i_o')
```



```
subplot(312), plot(t,X2,'R',t,Xe2,'B'),  
grid on, title('GRAFICA Vo_m vs Vo_c'), legend('Vo_m','Vo_o')
```

%Comparación de gráfica de salida Vo Kalman vs Luenberger para análisis crítico de observación unidas en un solo gráfica.

```
xr = linspace(0,1,1800)%igualación de tiempo discreto y continuo.
```

```
figure(3)
```

```
plot(xr,Yest,'g'), grid on
```

```
hold on
```

```
plot(t,Xe2, 'b')
```

```
title('Graficas de salidas estimadas de Vo Filtro Kalman vs Observador Luenberger')
```

```
legend('Ykalman','Yluenber')
```

%Comparación de gráficas separadas de salida Vo estimada con Kalman vs Luenberger para análisis crítico de observación

```
figure(20)
```

```
subplot(2,1,1)
```

```
plot(xr, Yest,'Color','blue'),grid on
```

```
legend("Vo kalman")
```

```
title("Señal de salida Vo Kalman")
```

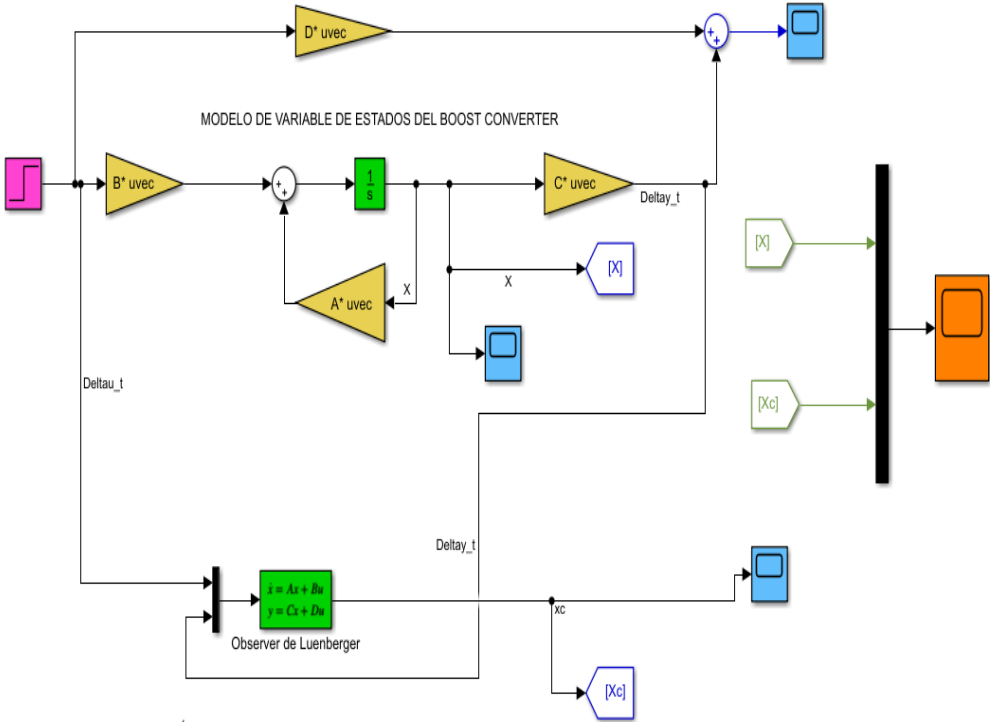
```
subplot(2,1,2)
```

```
plot(t, Xe2,'Color','red'),grid on
```

```
legend("Vo Luenber")
```

```
title("Señal de salida Vo Luenberger")
```

APÉNDICE B. DIAGRAMA DE BLOQUE DEL MODELO DE ESTADOS E IMPLEMENTACIÓN CON OBSERVADOR DE LUENBERGER



APÉNDICE C. CONFIGURACIÓN DEL OBSERVADOR DE LUENBERGER

Block Parameters: Observer de Luenberger

State Space

State-space model:
 $dx/dt = Ax + Bu$
 $y = Cx + Du$

Parameters

A:
[A-Lgain*C]

B:
[B Lgain]

C:
eye(2)

D:
[0 0; 0 0]

Initial conditions:
0

Absolute tolerance:
auto

State Name: (e.g., 'position')
"

OK Cancel Help Apply