



CCADET

CENTRO DE CIENCIAS APLICADAS Y DESARROLLO TECNOLÓGICO
UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

Informe Técnico

Sistema Inteligente para Reconocimiento y Clasificación de Imágenes de la Superficie Terrestre, empleando Vehículos Aéreos no Tripulados

Subtítulo: Estudio de incendios forestales en México

**Graciela Velasco Herrera, Nicolás C. Kemper Valverde,
C. A. Giovanni Pérez Moreno, J. Cesar Taque, Luis Ochoa Toledo**

2015

Proyecto: Sistema Inteligente para Reconocimiento y Clasificación de Imágenes de la Superficie Terrestre, empleando Simuladores de Vuelo no Tripulado

Grupo de Sistemas Inteligentes
Departamento de Tecnologías de la Información
CCADET –UNAM

Institución Patrocinadora: CCADET-UNAM, Laboratorio de Sistemas Inteligentes
Financiamiento interno

Sistema Inteligente para Reconocimiento y Clasificación de Imágenes de la Superficie Terrestre, empleando Vehículos Aéreos no Tripulados

¹G. Velasco-Herrera, ¹N. Kemper-Valverde, ²C. Pérez-Moreno, ²J. Taque-Vázquez,
¹L. Ochoa-Toledo

¹CCADET-UNAM, ²Facultad de Ingeniería-UNAM

Resumen

Se presenta el estado del arte de los trabajos orientados al desarrollo de un sistema inteligente para reconocimiento y clasificación de imágenes de la superficie terrestre en el estudio de desastres naturales, en particular, los Incendios Forestales en México; conjuntando tecnologías de inteligencia computacional, *Sistemas Aéreos no tripulados* (UAS) e ingeniería aeroespacial. La innovación tecnológica, fue la incorporación de *Vehículos Aéreos no tripulados* (UAVs), como elementos no invasivos de rápida respuesta, que anticipa la transferencia y procesamiento de información en caso de pérdida del vehículo. En el reconocimiento de factores internos y externos que intervienen en los incendios se utilizaron las bases de datos de: Incendios Forestales, *El Niño-Southern Oscillation* (ENSO) y *Total Solar Irradiance* (TSI); se realizó un análisis espectral global multicruzado wavelet para $n > 2$. En el estudio espacial local se realizó un monitoreo y captura de imágenes RGB de alta resolución de la Reserva Ecológica del Pedregal San Ángel (*REPSA*), en época de mayor estiaje, para reconocimiento de riesgo de fuego y clasificación de nivel de cobertura de biomasa; se aplicaron técnicas neurodifusas, se utilizó el modelo ANFIS y el método estadístico matriz de co-ocurrencia. Los resultados fueron: 1) se reporta por primera vez que uno de los moduladores externos de los incendios es la TSI, con este índice se encontró la variabilidad decadal de las temporadas de alta y baja actividad de incendio, que no es posible apreciar cuando solamente se asocia a éste el fenómeno El ENSO, 2) se encontró que la modulación del índice solar predomina en ambos fenómenos, 3) Se obtiene una base de 1000 imágenes propia, 4) el reconocimiento de riesgo de incendio fue del 96% de acierto, 5) la clasificación de nivel de cobertura de combustible vegetal fue del 80% de acierto y se definió una clasificación de 4 niveles.

Índice

Introducción

1	Antecedentes	1
1.1	Incendios forestales en México	1
1.1.1	Temporada de Incendios en México.....	2
1.1.2	Incendios forestales en el Distrito Federal	3
1.1.3	Incendios forestales en la REPSA	3
1.2	Los incendios forestales y los sistemas de información aeroespacial	5
1.2.1	El sistema Canadiense para Incendios Forestales	5
1.2.2	Imágenes satelitales y fotografía aérea	6
1.3	Estado del arte	6
1.3.1	El ENSO y los incendios forestales en el Continente Americano	7
1.3.2	Incendios y diferentes enfoques de estudio	7
2	Análisis Espectral Global	9
2.1	Transformada Wavelet Cruzada	9
2.2	Serie de Tiempo de los Incendios Forestales, ENSO y TSI	10
2.3	El ENSO y las periodicidad de 3.5 y 7 años	11
2.4	Periodicidad de 10 años y la TSI	12
3	Estudio espacial local. Reconocimiento	14
3.1	Sistemas de reconocimiento y clasificación	14
3.2	Adquisición de imágenes y estimación de variación de la biomasa	14
3.2.1	Imagen RGB	14
3.2.2	Niveles de Imagen	15
3.2.3	Mapas de bits de imágenes forestales	15
3.3	Reconocimiento de Imágenes	17
3.4	Análisis del problema	19
3.4.1	Fuzzificación de variables	19
3.5	Diseño de las variables lingüísticas	20
3.5.1	Temperatura	20
3.5.2	Vegetación	22
3.5.3	Humedad relativa	23
3.5.4	Velocidad del viento	25
3.6	Construcción de reglas	26

3.7	Diseño del sistema neurodifuso	27
3.7.1	Selección de la red neurona	27
3.7.2	Descripción de las capas	28
3.7.2.1	Capa 1	28
3.7.2.2	Capa 2	29
3.7.2.3	Capa 3	29
3.7.2.4	Capa 4	30
3.7.2.5	Capa 5	30
3.8	Clases	30
3.9	Pesos sinápticos	31
3.10	Estimación del nivel de riesgo de un incendio forestal	32
4	Análisis Espacial Local. Clasificación	33
4.1	Clasificación por textura de niveles de cobertura de combustible vegetal	33
4.2	Textura.....	33
4.3	Niveles de cobertura de combustible vegetal	35
4.4	Descriptores	36
5	Resultados	37
5.1	Resultado de estudio espectral global	37
5.1.1	Moduladores ENSO y TSI en los incendios forestal	37
5.2	Resultado de estudio espacial local. Reconocimiento	38
5.2.1	Sistemas de reconocimiento y clasificación de nivel de riesgo de incendio.....	38
5.2.2	Comportamiento del sistema para $n < 3$	41
5.3	Resultado de estudio espacial local. Clasificación	43
5.3.1	Clasificación niveles de cobertura de combustible vegetal de cactácea de la REPSA..	43
5.3.2	Semáforo Forestal de cactáceas de la REPSA	43
5.3.3	Entrenamiento y pruebas.....	44
	Conclusiones	45
	Anexo A	47
	A.1 DJI PHANTOM	47
	A.2 Go Pro HERO 3 White Edition	48
	Referencias Bibliográficas	49

Introducción

Hacer vaticinios sobre el comportamiento y condiciones de la naturaleza es complejo, sin embargo, son necesarios para comprender esos cambios adversos; creando a partir de éstos, una sustentabilidad derivada de las hostilidades que se manifiestan como desastres naturales. En este informe técnico se presenta el estado del arte de los trabajos de los autores, orientados al desarrollo de un sistema inteligente, empleando UAS, para reconocimiento y clasificación de imágenes de la superficie terrestre, de zonas potenciales de riesgo ante desastres naturales, en particular los incendios forestales en México, desde la perspectiva del campo de las tecnologías del conocimiento, inteligencia computacional e ingeniería aeroespacial, siendo estos estudios complementarios y necesarios en otras áreas del conocimiento científico-tecnológico (meteorología, climatología, etc.).

Los incendios forestales son considerados un fenómeno natural complejo, debido a las diversas características, variables y factores físicos, químicos, meteorológicos, geográficos, etc., que se presentan al momento de su desencadenamiento; sin embargo, a pesar de ese gran universo de componentes que lo integran, existen tres elementos primordiales, que si faltara alguno de ellos, es imposible que se genere el fuego: *i*) combustible vegetal, *ii*) comburente y *iii*) energía de activación; con base en esto, tomando en cuenta principalmente al combustible como la variable que podemos modificar, siendo el componente en torno al cual gira este estudio; se presenta la contribución y propuesta de pronóstico en tiempo y espacio a largo plazo: 1) reconocimiento de factores externos e internos que intervienen en su baja y alta actividad (Velasco et al, 2014), (Pérez, 2014), (Velasco-Herrera, 2015), 2) reconocimiento de nivel riesgo de incendio (Pérez et al, 2013), (Pérez, 2014). y 3) clasificación por cobertura de combustible vegetal y clasificación de niveles (Velasco-Herrera et al, 2014). Dentro del marco de la innovación tecnológica que se presenta, se llevó a cabo un monitoreo no invasivo, a través de UAV's para una rápida respuesta de información y enlace de comunicación a la base de control; considerando que en caso de pérdida del vehículo, los datos ya fueron transferidos y procesados, además de la salvaguarda del operador del control del vehículo. Esta integración de métodos, técnica y tecnología es un nuevo enfoque de estudio de identificación de incendios, antes de que ocurra.

Las etapas de desarrollo fueron: 1) análisis espectral global de ocurrencia de incendios forestales en el territorio nacional, 2) estudio espacial local, en donde se llevó a cabo un monitoreo y captura de imágenes de la REPSA, se definieron tres variables meteorológicas que influyen en el incendio y se aplicaron técnicas neurodifusas, se utilizó el modelo ANFIS y el método estadístico matriz de co-ocurrencia, para reconocimiento y clasificación.

Análisis espectral global: se realizó el análisis tiempo-frecuencia para el reconocimiento de factores externos e internos que intervienen en los incendios ocurridos en el territorio nacional, se consideró el periodo de 1970 a 2013. Se utilizaron las bases de datos de los incendios forestales (CONAFOR, 2014), del ENSO (NOAA, 2014) y de la TSI de (Velasco et al, 2011) y (Velasco et al, 2015). Se analizaron las correspondientes series de tiempo, para identificar el comportamiento y los posibles índices que modulan a los incendios. Se aplicó el nuevo análisis multi-cruzado wavelet (Soon et al, 2011) para n señales ($n > 2$).

El resultado, señaló que estos tres fenómenos y sus parámetros no son independientes; se muestra en particular una variabilidad decadal bien definida de las temporadas de alta y baja actividad; se reconoce por primera vez que uno de los factores externos que lo modulan es el TSI; se encontró que modulación del índice solar predomina en ambos fenómenos (Velasco et al, 2014), (Velasco-Herrera, 2015).

UAS y base de imágenes propia: se llevó a cabo el monitoreo y captura de imágenes RGB, de alta resolución, de masa vegetal de la REPSA, en la zona Núcleo Oriente de la UNAM, por un periodo de 4 meses: marzo-junio, que coincidió con la época de mayor estiaje, se obtuvo una base propia de 1000 imágenes; para la realización de esta tarea, se consideraron las mismas condiciones, durante el periodo de captura de información: coordenadas de ubicación, así como hora de inicio y tiempo de maniobras en el despegue, vuelo y recuperación (Pérez et al, 2013), (Pérez, 2014). El UAS se integró de: UAV, sensor óptico, dispositivo móvil con aplicación en android y computadoras.

Análisis Espacial Local: se obtuvo la estimación de variación de masa vegetal y el reconocimieto del nivel de riesgo de fuego, dadas las condiciones idóneas para que ocurra, además se consideraron las variables meteorológicas temperatura, humedad relativa y velocidad del viento que influyen para que ocurra un incendio; también se realizó la clasificación por textura de combustible vegetal. Se utilizó el modelo neurodifuso ANFIS para identificar la evolución de la biomasa y el método de colores RGB que relaciona la imagen de masa vegetal con un valor de nivel de sequedad (Pérez et al, 2013), (Pérez, 2014); así como el método de la matriz de co-ocurrencia para asociar los niveles de sequedad y de cobertura (Velasco et al, 2014).

Objetivo principal

Desarrollo de un sistema inteligente, empleando UAS, para el pronóstico de ocurrencia de incendios forestales en México.

Objetivos particulares

- Reconocimiento de nuevos factores que intervienen en la temporadas de alta y baja actividad.
- utilizar UAS y UAV's, como sistemas no invasivos para captura de información.
- Obtención de una base propia de evolución de masa vegetal, considerando zonas estratégicas vulnerables a incendios forestales.
- Reconocimieto de niveles de riesgo de incendio.
- Clasificación por textura de los niveles de cobertura de combustible vegetal.
- Integración de nuevos elementos en el semáforo de incendios forestales.

Metodología

- Obtención de una base propia de masa vegetal de la REPSA, en época de mayor estiaje.
- Realización de un Análisis tiempo frecuencia.
- Integración de un UAS: UAV tipo micro-cuadrirrotor, cámara GoPro®, dispositivo móvil con aplicaciones en android, 2 PC y 2 Laptop.
- Monitoreo de la RESPA, durante los meses de marzo a junio, en un intervalo de tiempo de vuelo de 30

minutos.

- Captura de imágenes RGB de alta resolución.

- Obtención de imágenes y envío remoto al mando de control.

- Adquisición de una base propia de 1000 imágenes de la REPSA.

- Se Implementaron algoritmos para obtener información del porcentaje y de la textura de la masa vegetal.

- Se integró el modelo neurodifuso ANFIS que estima el nivel de riesgo de incendio en la REPSA.

- Se realizaron pruebas, simulando niveles de riesgo, dado por expertos con diferentes puntos de vista.

- Se implementó un sistema de clasificación por textura de combustible vegetal con presencia de sequedad y nivel de cobertura, se utilizó la matriz de co-ocurrencia.

- Se integraron nuevos elementos en el semáforo de incendios forestales.

1 Antecedentes

Cada día, en algún lugar del mundo, se queman miles de hectáreas de bosques, sabanas, pastizales, matorrales, desiertos, humedales y campos agrícolas. Los incendios pueden ser dañinos o benéficos, dependiendo del lugar y de la manera en que queman; estos pueden ocurrir en cualquier estación del año. Incluso durante el periodo de lluvia (período convectivo- temporada de rayos); la intensidad de propagación del fuego suelen ser muy pequeña y favorable, de esta forma se reduce la cantidad de combustible acumulado de forma natural, evitando los grandes incendios, por lo que a menudo se planifican fuegos artificiales que con controles adecuados, son eficaces en la prevención de incendios graves, siendo denominados "la quema para reducir el combustible disponible" (CENAPRED, 2001), (CONAFOR, 2014)

El incendio forestal es considerado un desastre natural, cuando destruye enormes extensiones de vegetación, siendo este fenómeno una de las principales causas de los procesos de fragmentación de los ecosistemas, la deforestación y la desertificación en muchas partes del mundo; los efectos sobre la flora y fauna es devastador, se reduce la diversidad florística de la zona afectada, tomando en cuenta que la mayor parte de los vegetales muere a temperaturas superiores a los 45° C, los incendios puede alcanzar temperaturas hasta de 1000° C, además, produce muerte y desaparición de las especies, destrucción de refugio y escasez de alimentos, aun después de una década, la fauna que habita en hectáreas de determinadas áreas verdes no logra recuperarse, entre otras alteraciones y efectos sobre los suelos, el agua y el aire. Comprender el comportamiento del fuego es esencial para mejorar la gestión forestal. Monitorear y conocer la distribución espacial de los posibles focos es importante para poder crear herramientas que permitan prevenir y controlar estos fenómenos, que pueden ser invaluable desde el enfoque económico y ambiental (Lot et al, 2012).

1.1 Incendios forestales en México

México comprende una gran variedad de paisajes y de comunidades vegetales que cubren el territorio del país; ocupa el cuarto lugar a nivel mundial en importancia por diversidad en porcentaje de especies endémicas. Esta riqueza es un patrimonio nacional prioritario de conservar por su enorme capacidad de generar beneficios ecológicos, sociales y económicos. Sobre todo debe ser protegida ante uno de sus enemigos más frecuentes: los incendios forestales (Cibrian et al, 2008). De la superficie total del país, 139.7 millones de hectáreas cuenta con algún tipo de cubierta forestal. Un poco más del 50% de la superficie forestal corresponde a ecosistemas adaptados al fuego. Casi el 36% de la superficie forestal corresponde a ecosistemas sensibles al fuego (CONAFOR, 2014). Desafortunadamente, también ocupaba hasta el 2007, el octavo lugar entre los países que pierden sus bosques por causa de los incendios, 90% de ellos son superficiales y muchos ocurren en las épocas de mayor estiaje. Las causas cambian según la región: en el centro del país es la quema de pastos y las fogatas, en el sureste, la práctica de la roza, tumba y quema para preparar zonas de vegetación natural para el cultivo (Juárez-Orozco y Cano-Santana, 2007).

En la República Mexicana ocurren alrededor de 8,900 incendios anualmente (27% de zonas arboladas y el resto de vegetación arbustiva y pastizales), que afectan una superficie promedio de 327,000 hectáreas de zonas forestales. La superficie anualmente afectada por incendios forestales así como el número de eventos son muy variables según las condiciones meteorológicas y las condiciones sociales y económicas de las áreas afectadas. Generalmente, los incendios, ocasionados de forma natural, son parte importante de la dinámica de los ecosistemas, pero no sucede lo mismo cuando estos desastres naturales son de origen antropogénico, que desafortunadamente son el 90% la causa de su ocurrencia (Juárez-Orozco y Cano-Santana, 2007); siendo estos los que constituyen una de las causas significativa de deforestación. Los recursos para combatirlos son muy reducidos, lo que hace que las áreas forestales afectadas no disminuyan significativamente y se convierta en un problema ambiental complejo (Torres, 2004).

Un año dramático fue el de 1998, registrándose 14445 incendios, que afectaron 850 mil hectáreas. La envergadura fue tal, que alcanzó veinte entidades federativas de México y algunos países de Centroamérica; entre el 14 y el 20 de mayo de ese año se detectó una bruma espesa, producto de las partículas liberadas por esos incendios, que se extendió hasta los Estados de Texas y Florida, donde se decretaron medidas sanitarias y de contingencia ambiental. Las condiciones meteorológicas para que se diera este desastre fueron atribuidas al fenómeno del ENSO (Torres, 2004), (Rivera et al, 2007).

1.1.1 Temporada de Incendios en México

En la figura 1, se da una comparación de datos de 1998 a 2006, de la temporada de incendios que coincide con la época de estiaje, que comprende principalmente de enero a mayo, esto también depende de la situación geográfica de cada región. En la mayor parte del país el período más crítico es de marzo a mayo, siendo en el noroeste los meses de julio y agosto (CENAPRED, 2001).

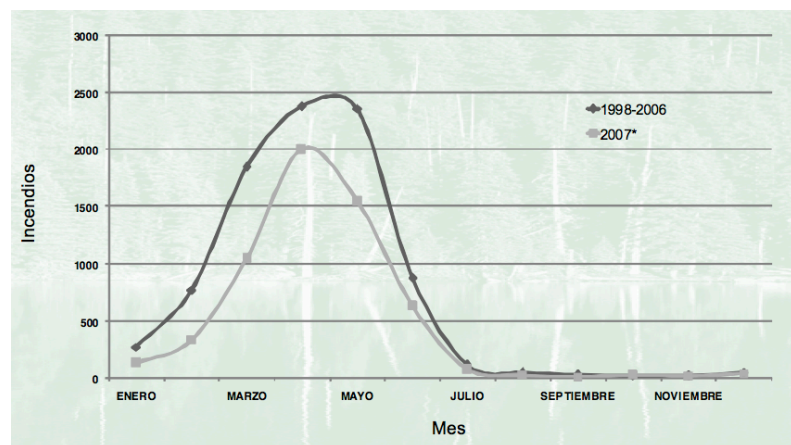


Figura 1. Ocurrencia de incendios en época de estiaje (CENAPRED, 2001)

Entre enero y mayo ocurre la mayor cantidad de incendios, lo cual coincide con la temporada de heladas y sequía, cuando la cantidad de material combustible es relativamente elevada (CENAPRED, 2001). Se ha observado que algunas de las causas que originan el número de eventos, durante estos meses son:

- enero: mes muy frío, lo que provoca gran cantidad de vegetación quemada por heladas,
- febrero: hay un incremento de calor y la velocidad del viento aumenta,-
- marzo: ambiente seco, vientos fuertes y zonas con gran cantidad de material combustible por incendios anteriores
- abril: aumento de la temperatura, con incremento del promedio diario de incendios y recudimiento de la sequía,
- mayo: en muchos estados del país, coinciden con las temperaturas más altas del año.

1.1.2 Incendios forestales en el Distrito Federal

El Distrito Federal, se ubica dentro de los tres primeros lugares a nivel nacional en cuanto a incidencia de incendios forestales en la República Mexicana (Torres, 2004), (CONAFOR, 2014). En la figuras 2 se muestra el número de fuego y superficie afectada en el DF en el periodo de 2001-2006.

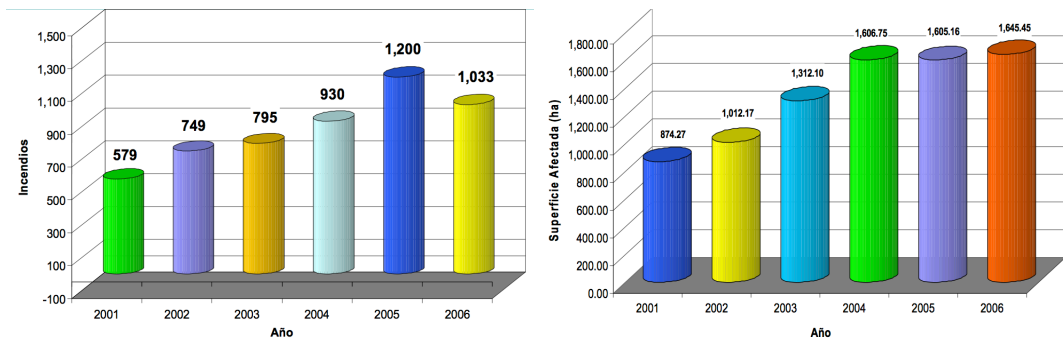


Figura 2. Histórico de Incendios forestales y Superficies Afectadas en el D.F. (CONAFOR, 2014)

1.1.3 Incendios forestales en la REPSA

La REPSA de Ciudad Universitaria, cuenta con una vegetación tipo matorral xerófilo única en el país por su estructura y composición biótica, se asienta sobre un sustrato rocoso basáltico originado hace 2000 años por los derrames del volcán Xitle y de conos adyacentes. La actividad volcánica ocasionó una alta heterogeneidad geomorfológica. La extensión original del derrame fue de 80 kilómetros cuadrados, de los cuales 2.37 fueron decretados como Reserva Ecológica en 1983 (SEREPSA, 2008). En esta zona domina un estrato herbáceo, arbustivo, además se encuentran elementos arbóreos de menos de siete metros de altura. La flora de este particular ecosistema cuenta con más de 300 especies de plantas vasculares; la fauna la componen artrópodos, moluscos, peces, anfibios, reptiles, aves y mamíferos, en particular, salamandras, víboras de cascabel, colibríes, zorrillos, tlacuaches, liebres, cacomixtles y zorras grises (Lot et al, 2012). Esta zona importante de biodiversidad, que actualmente solo abarca un área de 237 hectáreas, también ha sido catalogada como una zona (principalmente la zona núcleo sur oriente) de alto riesgo de incendios (fig. 3), (SEREPSA, 2008). Se ha observado que la mayor incidencia de incendios se registra en los meses de enero-mayo. Los grandes factores que condicionan la ocurrencia de incendios, además de las condiciones meteorológicas y acumulación de combustible, también juega un papel importante el descuido humano; siendo éstas dos últimas, consideradas como la principal causa de incendios en la REPSA, ya que las condiciones naturales del Pedregal, por si solos no favorecen

incendios. En los últimos 11 años, en la zona de los Pedregales-Ajusco se han registrado 164 incendios que suman 31.8 hectáreas. Algunos de los factores principales a los que se les atribuye el desencadenamiento son (Lot et al, 2012):

- los naturales: acumulación de combustible vegetal, temperatura, humedad, velocidad del viento,
- actividades humana: intencionalmente, negligencia y accidentalmente.

Los daños causados por estos desastres se encuentran asociados a la alteración total del desarrollo y el balance de las interacciones de todos los micro-hábitats que se desenvuelven en la superficie rocosa del Pedregal, en sus grietas y oquedades.



Figura 3. Fotografía aérea. Incendios (en rojo) de la REPSA y sus alrededores (Lot et al, 2012)

El Pedregal de San Ángel es un ecosistema donde se acumula una gran cantidad de combustible en forma de materia vegetal muerta (combustible vegetal) y a pesar del gran número de incendios que ocurren dentro de la zona, existen pocos estudios acerca del origen y efecto del fuego sobre la comunidad biótica. Se ha observado que los incendios se producen en la temporada más seca del año, cuando muchas especies de plantas se encuentran en estado latente como bulbos, tubérculos, meristemos y semillas; gran cantidad de materia orgánica seca se encuentra almacenada en el mantillo, que en esas fechas alberga en promedio un kilogramo y medio de materia muerta por metro cuadrado. Los registros históricos para esta zona son: 455 incendios entre 1992 y 1997, 141 incendios entre el 2000 y el 2011, sumando 13.9ha y 13 entre el 2004 y el 2012, los cuales están georeferenciados sumando 16.53ha (fig. 4), (Lot et al, 2012).

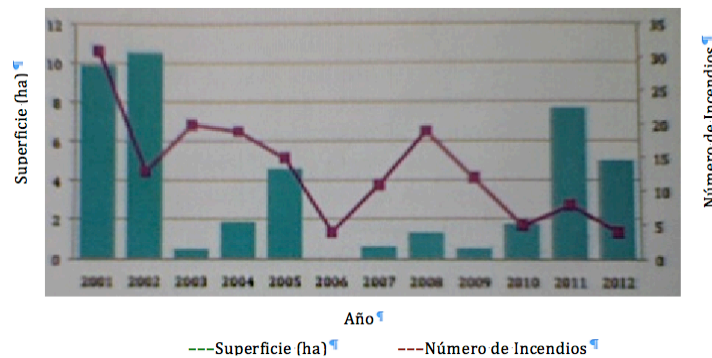


Figura 4. Registro de 11 años. Incendios y superficie afectada (Lot et al, 2012)

1.2 Los incendios forestales y los sistemas de información aeroespacial

1.2.1 El sistema Canadiense para Incendios Forestales

La Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) y el Sistema Canadiense de Evaluación de Peligro de incendio Forestal de Natural Resources Canadá, desarrollaron un sistema de identificación de zonas con peligro de incendios para cada temporada, consistente en la utilización de cinco índices centrales para determinar las posibilidades de inicio de incendio forestal (CENAPRED, 2001):

- 1) Índice de humedad del combustible ligero. Indica la facilidad de ignición del material combustible con base en el contenido de humedad de los combustibles ligeros, muertos de superficie, en una masa forestal.
- 2) Índice de humedad del humus. Indica la sequedad de la materia orgánica muerta compactada conocida como humus, para capas de 5 a 10 cm de espesor.
- 3) Índice de sequía. Indica la sequedad de la materia orgánica muerta compactada en capas de 10 a 20 cm de profundidad.
- 4) Índice de propagación. Señala la velocidad de la propagación del fuego inmediatamente después de que se ha producido la ignición, su valor se calcula al combinar los valores del índice de humedad del combustible ligero con el de la velocidad del viento.
- 5) Índice de consumo. Representa una combinación balanceada de índice de humedad del humus y el índice de sequía; sus valores muestran la cantidad total de combustible disponible.

A partir de la combinación de los anteriores índices se determina el Índice Meteorológico de Peligro (IMP), que proporciona una evaluación del potencial relativo del incendio basado en observaciones meteorológicas de temperatura y pronósticos de precipitación pluvial. El cálculo de este Índice lo realiza el Sistema Canadiense de Evaluación de Peligro de Incendio Forestal (CFFDRS), el cual forma parte del Sistema Espacial de Manejo de Incendios (SEMI).

El SEMI es un instrumento diseñado por el Servicio Forestal Canadiense con el fin de ser utilizado para protección de personas y propiedades del impacto de los incendios de vegetación. Este sistema fue diseñado para realizar funciones ejecutivas, estratégicas, de gestión y operativas:

-Ejecutivas : suministrar información para apoyar el establecimiento o la revisión de políticas tales como la selección de prioridades nacionales y regionales, el establecimiento o supresión de metas, la modificación de directrices de respuesta para incluir el papel ecológico del fuego, y la fijación de presupuestos.

-Estratégicas : ayudar a tomar decisiones concernientes al reparto regional de presupuestos, personal y equipamiento, y al establecimiento y mantenimiento de bases de ataque inicial y de sistemas de meteorología y de vigilancia de incendios.

-De gestión : proporciona la estructura y la capacidad de tratamiento de datos para operar y mantener sistemas de vigilancia de las condiciones meteorológicas de los incendios y para prever su posible desarrollo y frecuencia.

-Operativas : proporciona apoyo a las decisiones de respuesta de ataque inicial, de planificación logística

y táctica y a las operaciones de acción sostenida cuando fuere necesario.

El SEMI puede ser usado a cualquier escala espacial, desde la mundial a la local y lo han adoptado para su uso muchos organismos de combate de incendios en Canadá y en todo el mundo. En México, se generan diariamente los mapas con información actualizada que sirven como base para usos como investigación, prevención y gestión en general de incendios (CENAPRED, 2001).

1.2.2 Imágenes satelitales y fotografía aérea

Desde el 2003, con la captura de imágenes satelitales del territorio nacional a través de la Antena de la Estación de Recepción México (*ERMEX*), (*ERMEX*, 2011), con los satélites franceses de percepción remota *SPOTS*, los Sistemas de Información Geográfica (SIG) en México han ido creciendo notablemente; en el 2012 la construcción de una nueva Antena de la *ERMEX-NG* (Estación de Recepción México Nueva Generación) ha permitido agilizar procesos de análisis de riesgos, dimensiones de contingencias climatológicas, identificación de amenazas contra la seguridad alimentaria y evaluación del entorno de zonas productoras, mapear y focalizar la atención en materia agropecuaria; monitoreo e información de cultivos, más importantes del país (la huella hídrica y genealógica), en etapas de crecimiento, lo que permite seguir desde el espacio la producción en México, que es muy útil para realizar alertas tempranas en términos de seguridad alimentaria (Ress y Cruz, 2012). México actualmente ha implementado el uso de tecnología de punta con la adquisición de Aeronaves No Tripuladas (UAV), para el monitoreo de las actividades productivas del campo y los mares mexicanos; con el objetivo de aprovechar tecnología aérea y espacial para la supervisión de siniestros y validación de padrones de productores

1.3 Estado del arte

El fuego es una componente importante en muchos ecosistemas forestales, con una gran influencia en las consecuencias ecológicas, estos fenómenos, al igual que otros desastres naturales, tiene la propiedad de que cuando se producen por encima de un determinado umbral provocan una cascada de actividad ambiental, social y económica. Este fenómeno cambia en función de sus variables naturales y socioeconómicas, en consecuencia está sujeto mayormente a sus propias características forestales; la evolución que tiene un incendio viene determinada por una serie de factores: los materiales combustibles, los climatológicos de la zona en ese momento y la topografía que tenga el terreno, esto dificulta su estudio al momento de querer elegir u homogenizar parámetros de estudio; por lo que hoy en día, existe una gran cantidad de trabajos sobre modelos y algoritmos, relacionados con su comportamiento y características (Boubeta et al, 2013); entre ellos se encuentran los que asocian Índices Meteorológicos, particularmente en el continente americano, como el ENSO.

1.3.1 El ENSO y los incendios forestales en el Continente Americano

En el trabajo de González L. (González et al, 2007) se hace un estudio del efecto del ENSO en la presencia de incendios forestales extremos; se hace mención de que existe una relación entre el efecto de El Niño sobre el clima y el comportamiento de los incendios. En el trabajo, se analizó el efecto del déficit de lluvia de 1998 en la superficie incendiada en eventos extremos (1000 ha), con datos de incendios de la Comisión Nacional Forestal y de precipitación del Servicio Meteorológico Nacional. En 1998 (año con presencia de El Niño), los incendios forestales en México sumaron 14,445 eventos que afectaron 849,000 hectáreas, más del 50 por ciento tuvo lugar en el sur de México. Se sugiere que el área quemada por evento extremo está relacionada a la longitud de un periodo considerablemente seco (15 días), debido a la gran acumulación de material combustible en áreas boscosas, principalmente al sur del país. En contraste, al norte, los eventos extremos son menos frecuentes ya que el comportamiento del periodo de lluvias asociado a El Niño es diferente, y sus variaciones determinan una menor cantidad de combustible e incendios de menor tamaño. El autor menciona que es importante estudiar el efecto de El Niño sobre los incendios extremos, por su papel fortalecedor en los efectos de la sequía y el uso antrópico del fuego.

En el trabajo de Becerra y Poveda (Becerra y Poveda 2006), se realiza un estudio de la dinámica temporal de los incendios forestales, siendo un desafío por su estrecha relación con el uso del suelo, la cobertura de la tierra y las condiciones climáticas. El análisis de variabilidad temporal anual e interanual de la incidencia de incendios forestales provee herramientas para inferir sobre procesos climáticos y retroalimentaciones de fenómenos como el ENSO a la escala interanual. Mediante el uso de la base de datos de ATSR World Fire Atlas (ESA, Europa), dentro del programa GOF/GOLD-Fire (Monitoring and Mapping Implementation Team), se cuantifica la variabilidad de los incendios forestales en Suramérica (en tres zonas de estudio: Amazonía, cuenca del Río de la Plata y Llanos Colombo-venezolanos) a escalas de tiempo anual, y se cuantifican las propiedades de escalamiento temporal de los incendios forestales registrados en la cuenca del río Amazonas durante 1997-2003. Los incendios en Suramérica exhiben ciclo anual marcado (unimodal) que se asocia con el ciclo anual de las precipitaciones en cada zona de estudio. Se evidencia el efecto de las dos fases del fenómeno ENSO; con mayor incidencia de incendios durante el Niño y disminución durante la Niña.

En el trabajo de Carvajal (Carvajal et al, 1998) se presenta algunas manifestaciones del Fenómeno e impacto que ocasiona en la disponibilidad hídrica del Valle del Cauca durante la fase Caliente (Niño), por efecto del déficit hídrico y durante la fase fría (Anti Niño o Niña) por exceso de lluvias. Durante el evento de el Niño se presentan sequías, incendios forestales, pérdidas del cultivo, de perecederos, disminución de la pesca, incremento de enfermedades y racionamiento de energía, mientras que durante la Niña se presentan mayores riesgos de inundación, desbordamientos, desastres.

1.3.2 Incendios y diferentes enfoques de estudio

El análisis de las componentes espaciales y temporales de los incendios forestales han sido estudiadas en interesantes trabajos como el de Lee (Lee et al, 2006) que relacionan el área quemada y el número de incendios ocurridos. En los trabajos de (Li et al, 2003), (Beckage y Platt, 2003), (Riaño et al, 2007) se

modela el índice de sequedad del suelo (SDI). En ellos la metodología desarrollada permite anticiparse en el tiempo y activar los sistemas de prevención y lucha contra el fuego (Boubeta, et al 2013). Además, se han considerados distintos enfoques de estudio para predecir la probabilidad de ocurrencia de incendios mediante modelos logísticos (Cardille et al, 2001), (Zea et al, 2009); estadísticas multivariantes (Kalabodikis et al, 2007), regresión lineal generalizada (Wood y Augustín, 2002), lógica difusa (Loboda y Czizar, 2007), modelos bayesianos (Verde y Zêzere, 2010).

2 Análisis Espectral Global

En esta sección se presenta el desarrollo del análisis espectral global realizado de tres series de tiempo: los Incendios Forestales Nacionales, el ENSO y la TSI, (Velasco et al, 2014), (Pérez et al, 2014), (Velasco-Herrera, 2015). Se utilizó la base de datos, de los incendios registrados de 1970 a 2013 en territorio nacional de CENAPRED (CENAPRED, 2001) y CONAFOR (CONAFOR, 2014); los del ENSO fueron tomados de ONI (ONI, 2013); la base de datos de la TSI fueron tomados de los trabajos de (Velasco et al, 2011), (Velasco et al, 2015); para identificar el comportamiento de los incendios e identificar los factores que predominan y modulan las temporadas altas y bajas de los incendios se tomaron como referencia los trabajos de (Velasco et al, 2011), (Soon et al, 2014) y (Velasco et al, 2015). El análisis señala que estos tres fenómenos y sus parámetros no son independientes; se muestra una variabilidad decadal bien definida de las temporadas de alta y baja actividad y la frecuencia que predomina en todo el intervalo de tiempo tanto en el ENSO como en los Incendios Forestales, se conoce por primera vez que uno de los factores externos que lo modulan es el TSI, lo cual no es posible de apreciar actualmente, al considerar únicamente el ENSO (Velasco-Herrera, 2015).

2.1 Transformada Wavelet Cruzada

A finales de los años veinte, Norbert Wiener introdujo el concepto de función cruzada (Wiener, 1928), este nuevo método permite hallar similitudes y diferencias entre dos series de tiempo, encontrando dos propiedades importantes: 1) define si existe una alta potencia en común y 2) la relación de fase entre las dos señales. La Transformada Wavelet de una serie de tiempo representa la varianza; así como la Cruzada de dos series representa la covarianza de esas señales; por lo que, la Wavelet Cruzada nos da información de que tan relacionadas están las energías de ambas señales (Torrence y Compo, 1988), (Torrence y Webster, 1999), (Grinsted et al, 2004).

Dadas dos series de tiempo x_n e y_n , con sus respectivas transformadas wavelet, $w_n^x(s)$ y $w_n^y(s)$, se puede definir el espectro de la wavelet cruzada como:

$$w_n^{xy} = w_n^x(s)w_n^{y*}(s) \quad (1)$$

donde el * denomina la conjugación compleja de $w_n^y(s)$, y se define la energía de la wavelet cruzada como $|w^{xy}|$. El argumento complejo $\arg(w^{xy})$, puede ser interpretado como la fase relativa local entre x_n e y_n , en el espacio tiempo-frecuencia. La distribución teórica de la energía de la wavelet cruzada de las dos series de tiempo con energía espectral p_k^x y p_k^y esta representada de la siguiente forma (Torrence y Compo, 1998):

$$\frac{|w_n^x(s)w_n^{y*}(s)|}{\sigma_x\sigma_y} \quad (2)$$

donde σ_x y σ_y , son las respectivas desviaciones estándar.

2.2 Series de Tiempo de los Incendios Forestales, ENSO y TSI

Para el análisis de variaciones de potencia en las series de tiempo de los Incendios Forestales, ENSO y TSI, se utilizó el software de MatLab®: *Crosswavelet and Wavelet Coherence* (Torrence y Compo, 1998) y la referencia de (Soon et al, 2014); en donde al descomponer una serie en el espacio tiempo-frecuencia, se puede determinar ambos modos dominantes de variabilidad y observar cómo varían en el tiempo (Torrence y Compo, 1988), (Torrence y Webster, 1999).

En la figura 5, se muestra las correspondientes gráficas del número de incendios y la superficie afectada en los últimos 30, los eventos del ENSO y de la actividad del TSI.

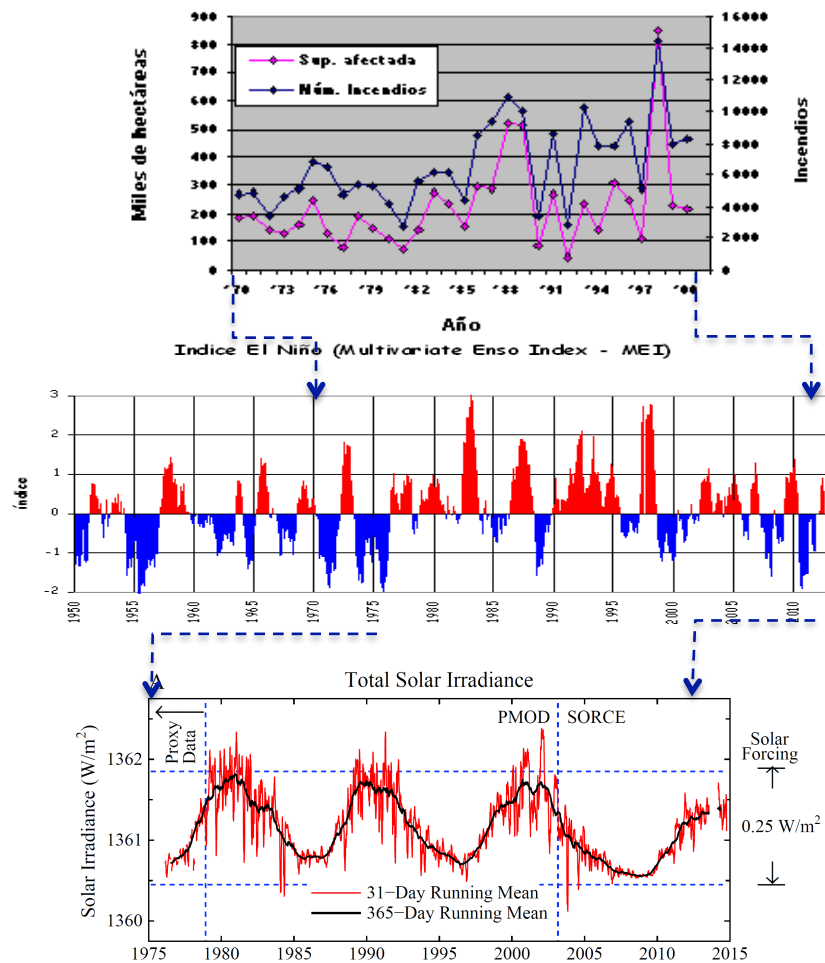


Figura 5. número de incendios (CONAFOR, 2014), eventos del ENSO (ONI, 2013) y actividad del TSI (NOAA, 2014), en el período de 1970 a 2013

Se realizó un multi-cruzado wavelet de las series, en el intervalo de 1970 a 2013, para encontrar las posibles similitudes y diferencias entre las tres series de tiempo, si existe una alta potencia en común, la relación de fase entre las dos señales y la relación de las energías (Soon et al, 2014).

En la figura 7, se graficó en barras los registros anuales de los incendios forestales de 1970 al 2013, y se obtuvieron tres frecuencias predominantes en los incendios forestales, 3.5, 7 y 10 años, (Velasco et al, 2014), Velasco (Velasco-Herrera et al, 2014), (Pérez et al, 2014), (Velasco-Herrera, 2015).

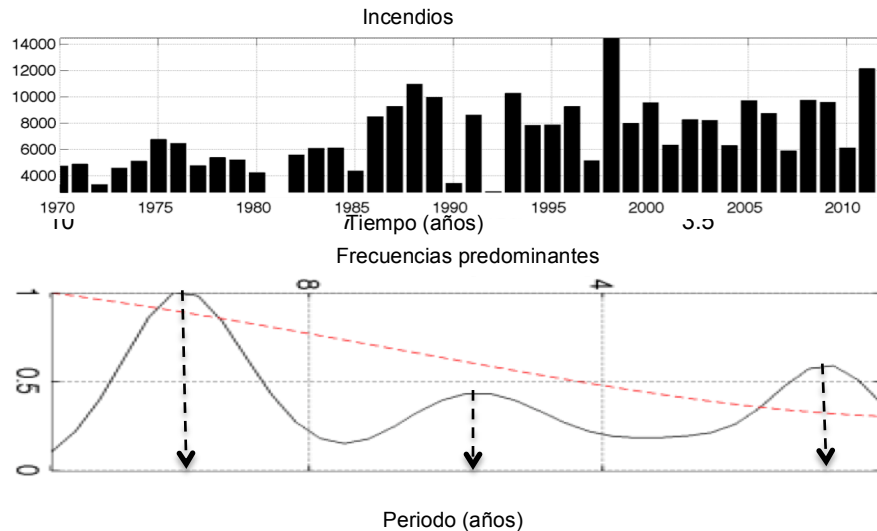


Figura 6. Incendios y frecuencias predominantes

Las dos primeras frecuencias, correspondientes a 3.5 y 7 años, se relacionaron con el ENSO (el Niño y Niña), que ya han sido reportados en muchos trabajos, por ejemplo, (González-Ramírez et al, 2007), (Carvajal et al, 1998); pero además se encontró una frecuencia 10 años, antes no atribuida a otro índice como modulador importante y predominante en los incendios forestales, además, que esta periodicidad está presente en todo el intervalo de tiempo que se analizó. Inicialmente nos apegamos en los trabajos de (Velasco et al, 2011) y (Velasco et al, 2015), para hacer una posible atribución y reconocimiento, que esta ciclo de entre 10 -11 años se relaciona posiblemente con la TSI: la actividad solar, debido que este índice contiene entre sus periodicidades predominantes la de 10-11 años (Velasco-Herrera, 2015).

2.3 El ENSO y las periodicidad de 3.5 y 7 años

El ENSO, es una oscilación del sistema océano-atmósfera en el Pacífico tropical que tiene consecuencias importantes para el clima en todo el mundo. El Niño se caracteriza por temperaturas oceánicas inusualmente cálidas en el Pacífico Ecuatorial, a diferencia de La Niña, que se caracteriza por temperaturas oceánicas inusualmente frías en el Pacífico Ecuatorial. A este fenómeno se le ha atribuido la modulación del incremento de precipitaciones e inundaciones destructivas, así como sequías e incendios forestales devastadores (ONI, 2013), por lo que es importante mostrar las periodicidades de éste y ver si son esencialmente las predominantes.

En la figura 7 se graficaron los datos para su análisis del ENSO, tomados del ONI (ONI, 2013) y NOAA (NOAA, 2014), en el período de 1970 a 2013; el análisis arrojó las periodicidades predominantes de 3.5 y 7 años, como se esperaba, pero además, en este fenómeno aparece también el periodo de 10 años. En el trabajo de (Landscheidt, 1998), ya se mencionaba una posible relación de la periodicidad de decadal relacionado con la actividad solar, y en el trabajo (Velasco-Herrera, 2015) se realizó ese análisis, por lo que si al igual que en los incendios forestales, en el ENSO está apareciendo uno de los moduladores del fenómeno que estamos analizando, por lo tanto, se puede pensar que los incendios forestales de datos anuales parecen también estar sincronizados con el ciclo solar de 10-11 años (Velasco-Herrera, 2015).

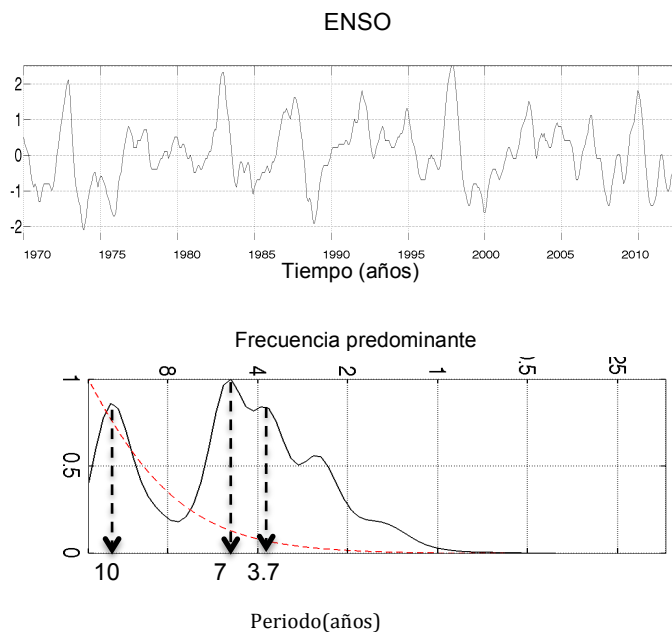


Figura 7. ENSO y frecuencias predominantes

2.4 Periodicidad de 10 años y la TSI

La Irradiancia solar total es la principal fuente de energía del sistema climático de la Tierra y por lo tanto sus variaciones puede contribuir al cambio del clima natural y presentar fenómenos naturales, así como su variabilidad periódica. Esta variabilidad se caracteriza, entre otras manifestaciones en oscilaciones decenales y seculares, lo que ha dado lugar a varios intentos de estimar la futura actividad solar y los fenómenos que modula y desencadena en nuestro planeta. De particular interés actual es el hecho de que el comportamiento del ciclo solar 23 mínimo ha mostrado una disminución de la actividad no visto previamente en los ciclos anteriores para los que existen observaciones espaciales: esto podría estar indicando el inicio de un nuevo gran mínimo solar. La estimación de ésta actividad durante los próximos cien años, es uno de los problemas actuales de la física solar debido a la posible aparición en un futuro de un gran mínimo solar que probablemente tenga un impacto importante en el clima de la Tierra (Velasco et al, 2011), (Velasco et al, 2015).

En la figura 8, se graficó la serie de tiempo de la TSI, de la base de datos de (Velasco et al, 2011), (Velasco et al, 2015), entre 1970 al 2013; se muestra principalmente la frecuencia de 10-11 años, este periodo que está presente en todo el intervalo de tiempo y que está presente en las figuras 6 y 7. Siendo este el otro indicador de 10 años que le atribuimos y reconocemos como candidato, que modula e influye en las temporadas de alta y baja actividad decadal en los incendios forestales (Velasco-Herrera, 2015).

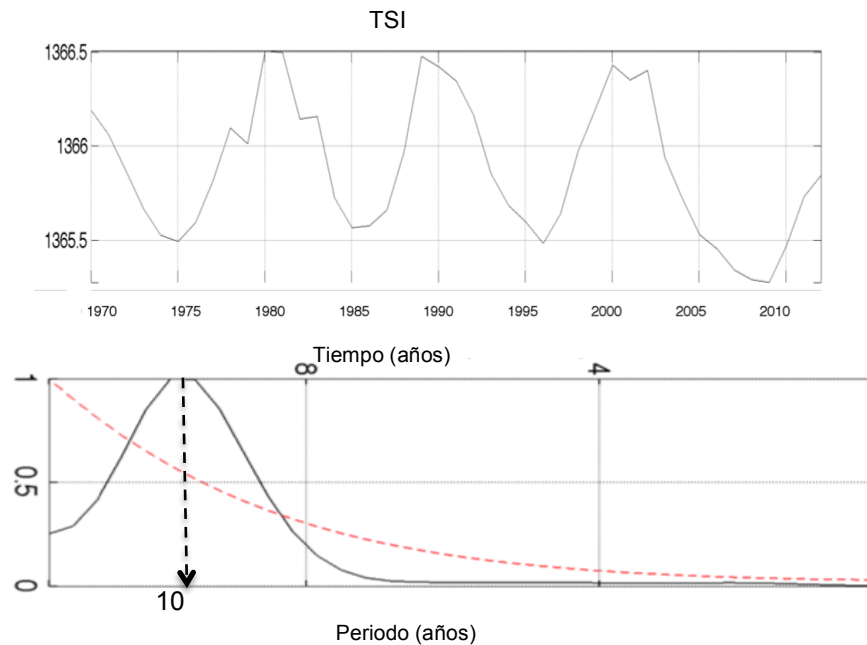


Figura 8. a) TSI en un periodo de 1970 a 2013; b) Frecuencia de 10- años

Con el análisis espectral fue posible encontrar una variabilidad decadal a los incendios forestales, antes no conocida, y que modula a este fenómeno de forma predominante (Velasco-Herrera, 2015). El pronóstico que se da, es a largo plazo, tomando los trabajos de (Velasco et al, 2011), (Velasco et al, 2015), se puede confirmar que existe una actividad de alta y baja actividad cada diez años, y que evidentemente el ENSO contribuye pero no es el modulador que predomina.

3 Estudio espacial local. Reconocimiento

3.1 Sistemas de reconocimiento y clasificación

La etapa de estudio espacial se conforma de la adquisición de 1000 imágenes aéreas y desarrollo de algoritmos (Pérez et al, 2013), (Pérez, 2014). Se obtuvo la estimación de variación de masa vegetal y el reconocimiento del nivel de riesgo de un incendio forestal, a través de un sistema neurodifuso. Se tomó como zona de estudio la REPSA, ubicada al sur de la Ciudad de México, por ser susceptible a este tipo de fenómenos naturales (Pérez et al, 2013), (Pérez, 2014); para la realización de esta tarea se adquirió e implemento un UAV cuadrirrotor DJI® (Anexo A); se montó como carga útil una cámara GoPro® (Anexo A), para captura de imágenes RGB, y un dispositivo móvil ambos con una aplicación para el sistema operativo android® y computadoras PC para el registro de información; además, se consideraron las mismas condiciones de vuelo: coordenadas de ubicación, hora de inicio y tiempo de maniobras: despegue, trayectoria y recuperación; este procedimiento se realizó durante un periodo de cuatro meses, que coincidió con la época de mayor estiaje.

3.2 Adquisición de imágenes y estimación de variación de la biomasa

3.2.1 Imagen RGB

En esta etapa se realizó la captura, procesamiento de imágenes aéreas y se desarrolló un algoritmo basado en inteligencia artificial y se programó en el software en MatLab® 2010, se utilizó como referencia el trabajo de (Sivanandam et al 2007); para obtener información sobre el porcentaje de variación de masa vegetal existente en la zona la REPSA, el método que se utilizó, fue la clasificación de imágenes por color mediante el modelo RGB, utilizando un paradigma de programación lógica (Prolog Programming), ampliamente usado en tareas de inteligencia artificial, (Ulle, 2013), en la figura 9, se muestra el diagrama a bloques del proceso realizado para el reconocimiento de color (Bruce, 2012).

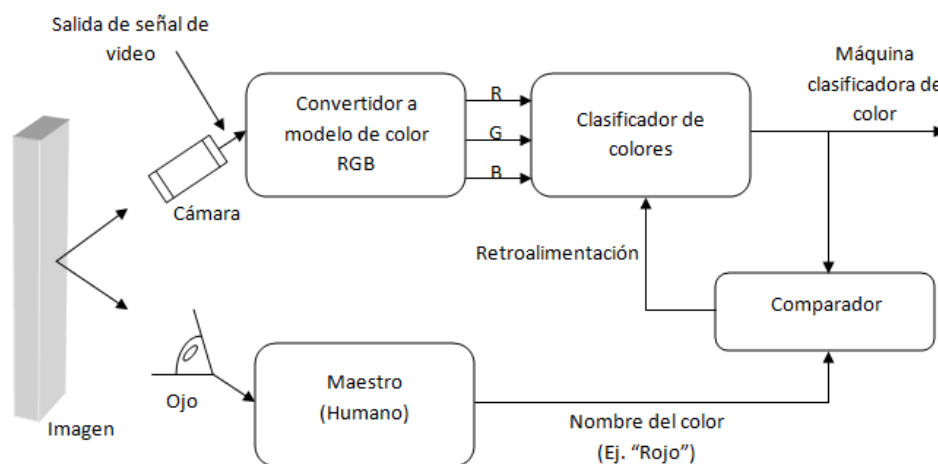


Figura 9 Diagrama a bloques del clasificador de color (Bruce G., 2012)

Las imágenes que se utilizaron fueron en formato bit map (mapa de bits) o raster, este tipo de formato tiene la peculiaridad de mantener la máxima calidad de imagen desde el momento en que se crea, son imágenes de 24bits que se divide en los tres colores primarios aditivos: rojo, verde y azul (RGB), siendo 8bits para cada color de tal forma que se obtienen 255 niveles de intensidad de color para cada uno (Bruce, 2012).

3.2.2 Niveles de Imagen

Se definieron los niveles de intensidad que aporta cada color para la masa vegetal entre seca y húmeda, en la figura 10, se observan dos muestras de imágenes y sus intensidades de color en formato de bit map, y se definió la siguiente clasificación de masa: a) muy húmeda o verde y b) muy seca o café.



Figura 10. Masa Vegetal: a) muy húmeda o verde b) muy seca o café

3.2.3 Mapas de bits de imágenes forestales

En los mapas de bits de la figura 11, se muestran los patrones que siguen las imágenes entre una zona muy húmeda y una muy seca; para el diseño del programa se tomaron en cuenta alrededor de 100 imágenes (de las 1000) tomadas en los meses de marzo-julio, en días soleados y otras nublados para observar como la incidencia de luz variaba las intensidades de estos mapas de bits, inclusive en imágenes tomadas el mismo día. En todas ellas se notan patrones en sus intensidades, con los cuales se diseñó el programa de clasificación de zonas verdes y zonas secas.

```

A(:,:,1) =
    117    114    119    115    110    107    106    117    104    92
    113    109    105    99    92    93    102    97    88    83
    112    110    102    84    83    90    109    91    84    89
    110    108    95    80    81    91    93    91    92    81
    104    95    90    93    98    94    76    69    88    96
    102    89    89    98    98    91    74    59    64    89
    105    96    84    91    98    102    98    73    67    69
    100    89    86    81    82    105    104    94    100    92
    101    84    96    100    98    95    97    83    97    111
    118    93    103    110    97    98    90    67    83    90

A(:,:,2) =
    120    117    125    121    118    115    114    125    112    99
    119    115    110    105    99    100    109    104    94    90
    118    116    108    91    90    96    115    98    90    96
    114    112    101    88    90    99    100    99    99    89
    108    99    95    99    104    100    82    76    95    104
    106    93    95    103    104    95    80    65    70    96
    107    99    88    98    105    109    106    81    74    76
    100    91    90    88    90    113    112    102    107    99
    101    85    99    107    105    103    104    93    104    118
    116    94    106    117    104    104    99    78    91    97

A(:,:,3) =
    73    70    78    75    71    67    67    77    67    57
    72    69    66    62    55    57    66    61    53    49
    70    73    67    49    49    56    76    58    50    57
    71    70    60    49    51    60    62    60    61    51
    67    58    56    61    66    63    48    45    60    65
    66    53    56    66    66    59    45    37    42    60
    70    62    49    59    68    71    66    44    41    41
    66    57    54    49    51    72    70    61    68    61
    65    51    62    64    64    63    64    54    66    79
    80    58    67    71    63    67    61    42    57    63

```

imagen: a) muy húmeda o verde

```

A(:,:,1) =
    82    106    110    112    107    99    129    148    148    161
    140    123    135    146    114    114    122    131    124    140
    116    114    128    144    130    135    127    125    121    130
    94    122    142    130    127    143    139    127    138    136
    148    134    144    140    127    140    148    132    151    150
    133    121    129    149    151    146    150    142    155    154
    145    120    117    127    126    134    145    150    161    152
    101    84    96    123    127    129    142    147    148    143
    130    123    119    139    142    134    130    129    127    128
    131    152    143    147    137    115    103    104    113    121

A(:,:,2) =
    72    96    99    99    95    88    119    137    136    148
    130    113    124    133    100    101    110    119    112    128
    106    104    118    131    117    122    115    113    109    118
    84    112    131    118    115    131    128    115    126    123
    136    122    132    128    115    128    137    119    138    137
    121    109    117    137    139    135    138    129    142    141
    133    110    107    115    115    124    134    138    148    139
    88    75    86    111    116    119    132    137    135    131
    119    113    110    129    131    124    120    119    117    117
    121    140    131    138    127    105    93    95    104    111

A(:,:,3) =
    62    85    87    88    83    76    107    125    124    136
    119    101    112    121    89    89    98    107    100    116
    94    90    103    118    105    111    103    101    97    106
    71    96    114    103    102    120    116    104    115    113
    124    107    116    114    103    116    125    109    128    128
    108    96    105    125    127    123    126    118    133    131
    121    98    96    103    103    112    122    126    139    130
    78    64    75    100    104    108    121    126    126    121
    109    103    99    118    121    114    111    109    107    108
    111    130    122    128    117    96    83    84    94    102

```

imagen: b) muy seca o café

Figura 11 Mapa de bits de las imágenes a y b para los canales rojo, verde y azul

3.3 Reconocimiento de Imágenes

La estimación de masa vegetal en porcentajes se obtuvo a través del desarrollo de un algoritmo que se programó en el software MATLAB®; (fig. 12) (Pérez et al, 2013), (Pérez, 2014).

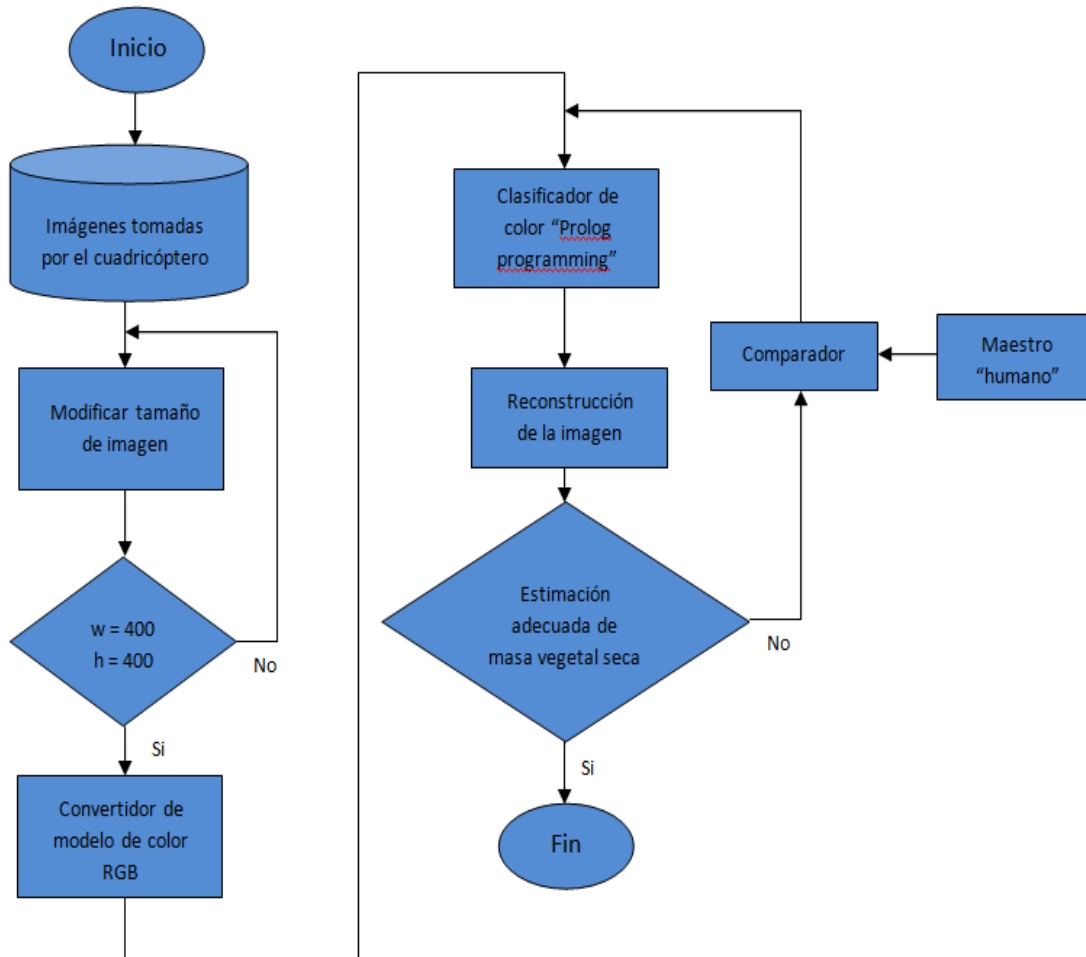


Figura 12 Diagrama de flujo del procesamiento de imágenes para la obtención de masa vegetal

El algoritmo se representa a través del diagrama de flujo, éste permite descomponer la imagen capturada en sus 3 niveles RGB, una vez que las intensidades de cada uno están separadas se establecen reglas lógicas que solo permiten el paso de algunas de éstas, cuando se filtran las intensidades que cumplen con sus reglas correspondientes, se unen los colores para rearmar la imagen, la cual muestra los pixeles originales en los cuales sus 3 colores cumplieron con las reglas de intensidad de color, si uno o más colores no cumplió con la regla, el pixel queda en color negro (Pérez, 2014).

Se muestra la interface del programa de reconocimiento de una imagen de 400x400 pixeles de una zona con masa vegetal verde y seca en porcentajes (fig. 13).

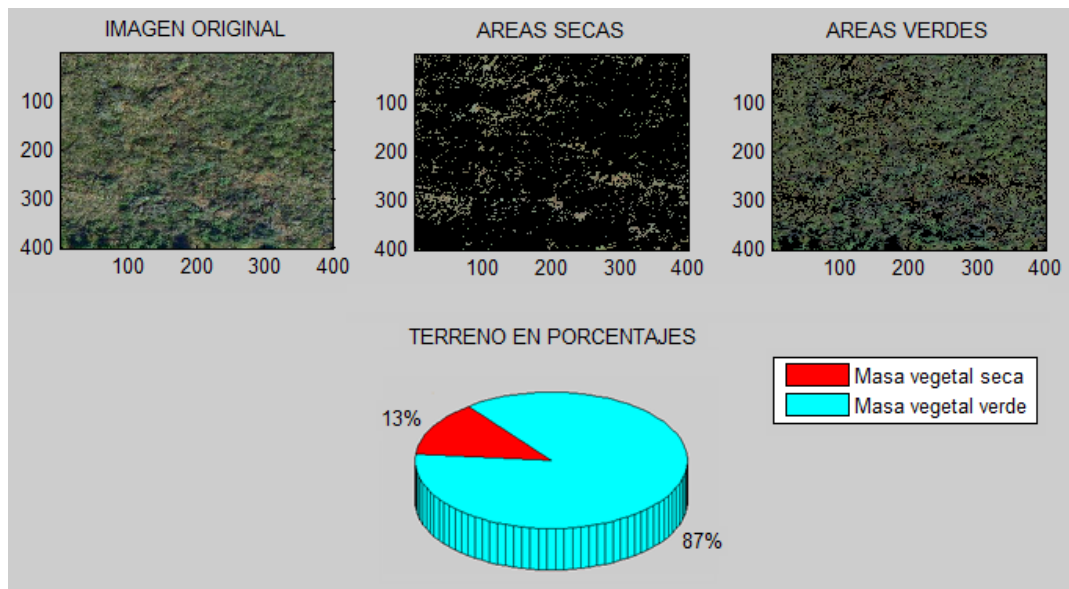


Figura 13. Reconocimiento de imágenes para una imagen con densa masa vegetal verde (Pérez, 2014).

En la figura 14 se muestra la interface del programa de reconocimiento para una imagen 400x400 pixeles con mayor masa vegetal seca.

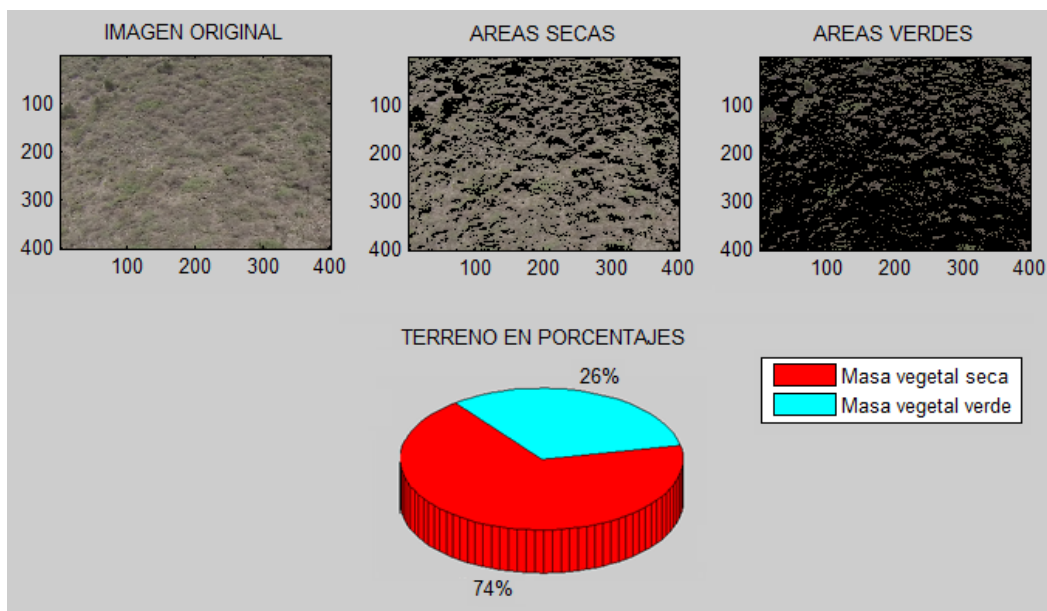


Figura 14. Reconocimiento de imágenes para una imagen con densa masa vegetal seca (Pérez, 2014).

Los porcentajes de cantidad de masa vegetal seca obtenidos, son utilizados para formar un sistema difuso, convirtiéndose estos en valores de membresía de 0 a 1.

3.4 Análisis del problema

En la figura 15 se muestra el diagrama de bloques del sistema neurodifuso: a) variables meteorológicas (variables lingüísticas), b) el universo de discurso (de cada una de las variables), los conjuntos difusos, el tipo de función de transferencia de cada conjunto difuso y la base de reglas, c) la salida para entrar a la red neuronal (Sivanandam et al 2007).

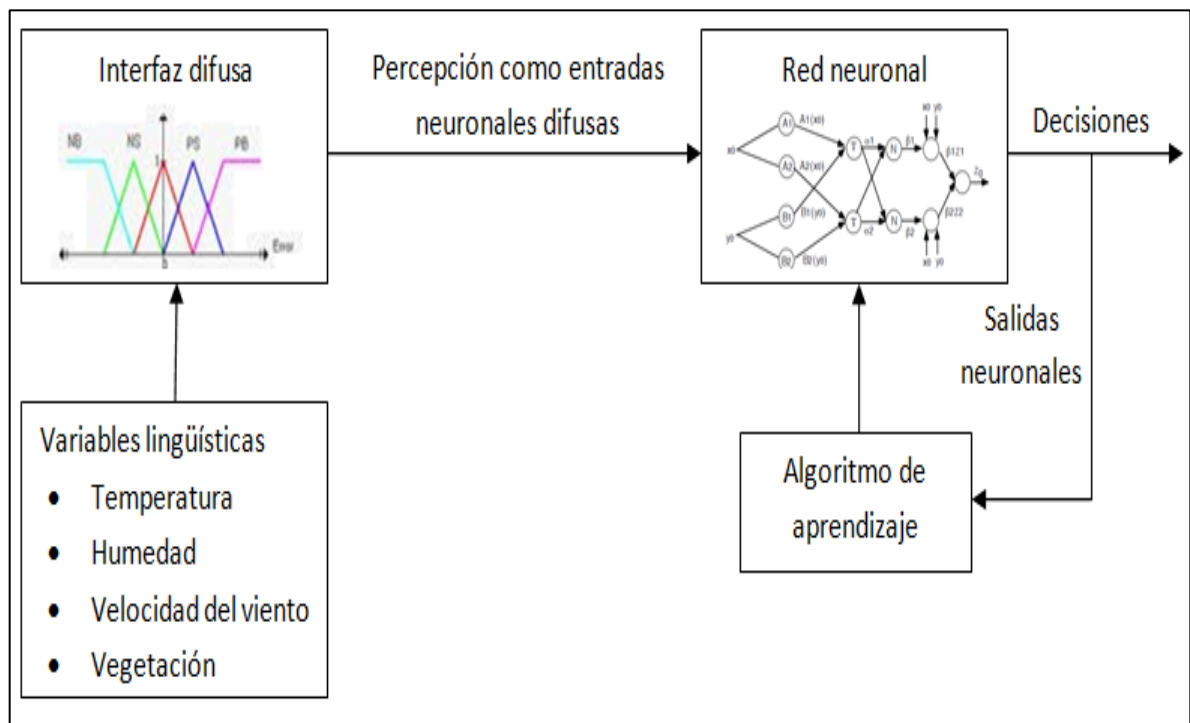


Figura 15 Diagrama a bloques del sistema neurodifuso (Pérez, 2014).

3.4.1 Fuzzificación de variables

Las variables que conforman el sistema difuso, fueron elegidas de acuerdo al Semáforo Forestal de Karl Lewinsking (fig. 16), (Fernández, 1995): *temperatura*, *humedad relativa*, *velocidad del viento* y *vegetación*; se descartó la variable *cielo* al tener relación directa con la humedad y la temperatura.

Se adaptó este semáforo a las técnicas de lógica difusa; en donde se atenuaron los límites mediante la fuzzificación de las variables, que permite hacer traslapes entre los niveles de riesgo que al ser fuzzificados se obtienen valores difusos.

Descripción	Riesgo bajo	Riesgo Medio	Riesgo Alto	Riesgo Muy Alto
Temperatura	Hasta 25°C	Hasta 30°C	De 30 a 36°C	Arriba de 36°C
Humedad Relativa	Hasta 50%	Hasta 40%	Menos de 20%	Debajo de 10%
Velocidad del viento	De 0 a 10 km/h	10 a 20 km/h	Más de 20 km/h	Más de 30 km/h
Vegetación (combustible)	Semi húmeda	Seca	Seca o Muy Seca	Muy Seca
Cielo	Nublado	Nublado a medio nublado	Soleado a medio nublado	Soleado
Estatus	Favorable	Pre-alerta	Alerta	Alarma
Semáforo	Verde	Amarillo	Rojo	Situación crítica muy roja
Acciones	Monitoreos normales Vigilancia de rutina Prevención de rutina	Monitoreos y medidas de detección constante Vigilancia permanente	Monitoreo intenso y detección constante en todas las áreas críticas Vigilancia	Monitoreo y comunicación constante con servicios de emergencia Vigilancia extrema

Figura 16 Semáforo de Karl Lewinsking

3.5 Diseño de las variables lingüísticas

3.5.1 Temperatura

El Universo de discurso de la temperatura fue definido de 0°C a 50° C, considerando el Semáforo de incendios, este intervalo integra las más habituales de la REPSA (Lot, 2012). Los conjuntos difusos de las variables lingüísticas dadas a cada uno de los niveles de riesgo, se definieron de la siguiente forma (fig.17), (Pérez, 2014):

- Frio(0° — 25°),
- Templado(20° — 30°),
- Cálido(25° — 36°),
- Caluroso($\geq 30^\circ$).

Las función de transferencia utilizada es de forma triangular (t-norm), (Cox, 1994), en la figura 17 se definen los conjuntos difusos y sus respectivos valores de membresía.

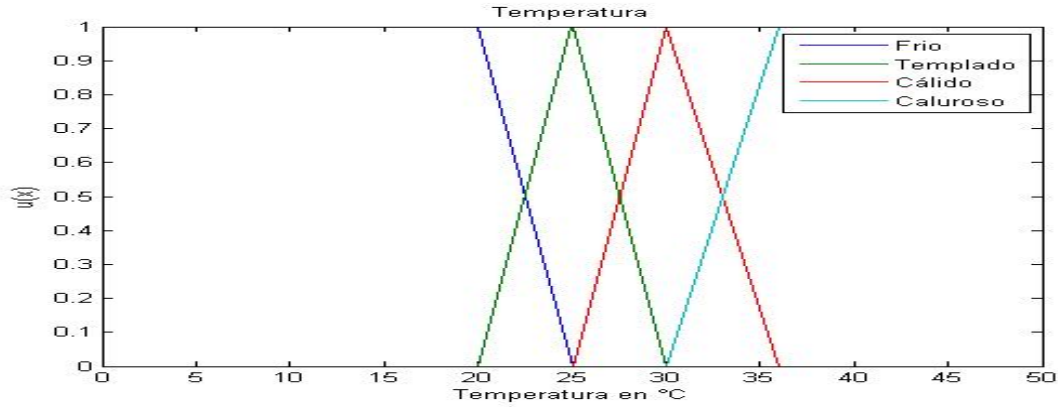


Figura. 17 Universo de discurso de la variable lingüística Temperatura

Se establecen los conjuntos difusos y se define la función para casa uno de los casos; para ingresarlos posteriormente al módulo de entrada de la red neuronal:

$$Frio(Temperatura) = \begin{cases} 1 & \text{si } Temperatura \leq 20 \\ \frac{25-Temperatura}{25-20} & \text{si } 20 \leq Temperatura \leq 25 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (3)$$

$$Templado(Temperatura) = \begin{cases} \frac{Temp-20}{25-20} & \text{si } 20 \leq Temperatura \leq 25 \\ \frac{30-Temp}{30-25} & \text{si } 25 \leq Temperatura \leq 30 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (4)$$

$$Cálido(Temperatura) = \begin{cases} \frac{Temperatura-25}{30-25} & \text{si } 25 \leq Temperatura \leq 30 \\ \frac{36-Temperatura}{36-30} & \text{si } 30 \leq Temperatura \leq 36 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (5)$$

$$Caluroso(Temperatura) = \begin{cases} \frac{Temperatura-30}{36-30} & \text{si } 30 \leq Temperatura \leq 36 \\ 1 & \text{si } Temperatura \geq 36 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (6)$$

3.5.2 Vegetación

Se estable el mismo procedimiento de fuzzificación para la variable lingüística vegetación, los niveles de masa vegetal a través de imágenes se especifican en porcentajes; el universo toma es de 0% a 100%. Los conjuntos difusos se definieron de la siguiente forma, (Pérez, 2014):

- Sin zonas secas (SZS) (0% — 25%),
- Zona levemente seca (ZLS) (0% — 50%),
- Zona ampliamente seca (ZAS) (25% — 75%),
- Zona completamente seca (ZCS) (50% — 100%).

En la figura 18 se muestra el universo de discurso, los conjuntos difusos y los valores de membresía de cada uno de ellos.

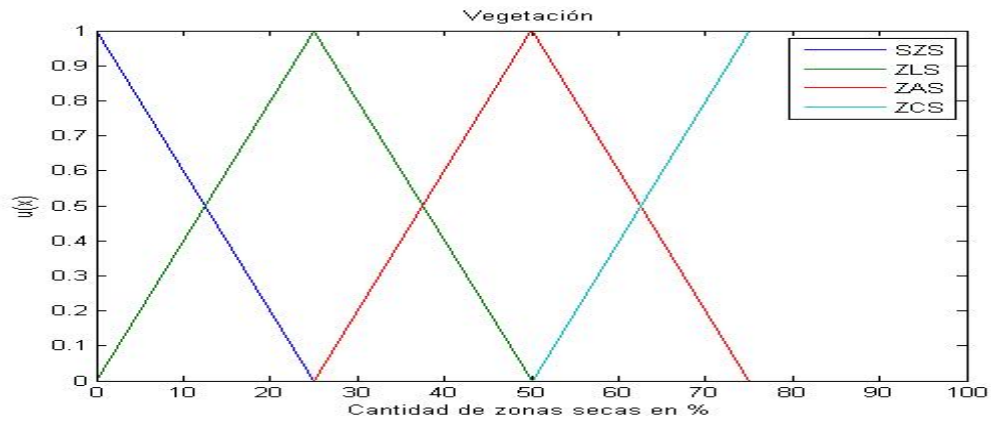


Figura 18. Universo de discurso de la variable lingüística Vegetación

Se establecen los conjuntos difusos y se define la función para casa uno de los casos.

$$SZS(Vegetación) = \begin{cases} \frac{25 - Vegetación}{25 - 0} & \text{si } Vegetación \leq 25 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases}$$

(7)

$$ZLS(Vegetación) = \begin{cases} \frac{Vegetación-0}{25-0} & si \quad 0 \leq Vegetación \leq 25 \\ \frac{50-Vegetación}{50-25} & si \quad 25 \leq Vegetación \leq 50 \\ 0 & otro caso \end{cases} \quad (8)$$

$$ZAS(Vegetación) = \begin{cases} \frac{Vegetación-25}{50-25} & si \quad 25 \leq Vegetación \leq 50 \\ \frac{75-Vegetación}{75-50} & si \quad 50 \leq Vegetación \leq 75 \\ 0 & otro caso \end{cases} \quad (9)$$

$$ZCS(Vegetación) = \begin{cases} \frac{Vegetación-75}{75-50} & si \quad 50 \leq Vegetación \leq 75 \\ 1 & si \quad Vegetación \geq 75 \\ 0 & otro caso \end{cases} \quad (10)$$

3.5.3 Humedad relativa

Se estable el mismo procedimiento de fuzzificación para la variable lingüística humedad relativa, se estableció el universo de discurso en porcentajes de 0% a 100%. Se determinaron los conjuntos difusos y valores lingüísticos de la siguiente forma (Pérez, 2014):

- Muy seco (0% — 20%),
- Seco (10%— 30%),
- Húmedo (20% — 50%),
- Muy húmedo (40% — 100%).

En la figura 19 se muestra el universo de discurso, los conjuntos difusos y los valores de membresía de cada uno de ellos.

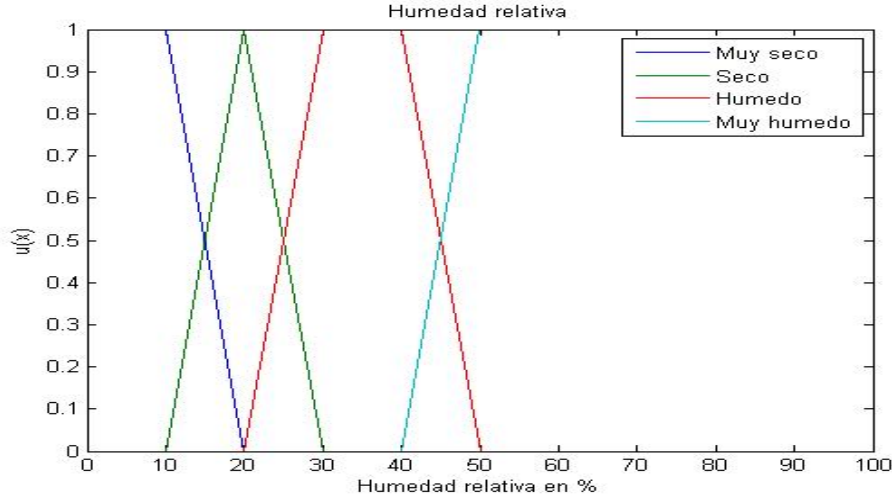


Figura 19. Universo de discurso de la variable lingüística *Humedad relativa*

Se establecen los conjuntos difusos y se define la función para casa uno de los casos

$$Muyseco(Humedad) = \begin{cases} 1 & \text{si } Humedad \leq 10 \\ \frac{20-Humedad}{20-10} & \text{si } 10 \leq Humedad \leq 20 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (11)$$

$$Seco(Humedad) = \begin{cases} \frac{Humedad-10}{20-10} & \text{si } 10 \leq Humedad \leq 20 \\ \frac{30-Humedad}{30-20} & \text{si } 20 \leq Humedad \leq 30 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (12)$$

$$Humedo(Humedad) = \begin{cases} \frac{Humedad-20}{30-20} & \text{si } 20 \leq Humedad \leq 30 \\ 1 & \text{si } 30 \leq Humedad \leq 40 \\ \frac{50-Humedad}{50-40} & \text{si } 40 \leq Humedad \leq 50 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (13)$$

$$MuyHum(Humedad) = \begin{cases} \frac{Humedad-50}{50-40} & \text{si } 40 \leq Humedad \leq 50 \\ 1 & \text{si } Humedad \geq 50 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (14)$$

3.5.4 Velocidad del viento

Se estableció el universo de discurso para la velocidad del viento de 0 km/h a 35 km/h. Se determinaron los conjuntos difusos y valores lingüísticos de la siguiente manera (Pérez, 2014):

- Casi sin viento (0km/h — 12.5km/h)
- Algo de viento (7.5km/h— 22.5km/h)
- Viento fuerte (17.5km/h — 32.5km/h)
- Viento muy fuerte (≥ 27.5 km/h)

En la figura 20 se muestra el universo de discurso, los conjuntos difusos y los valores de membresía de cada uno de ellos.

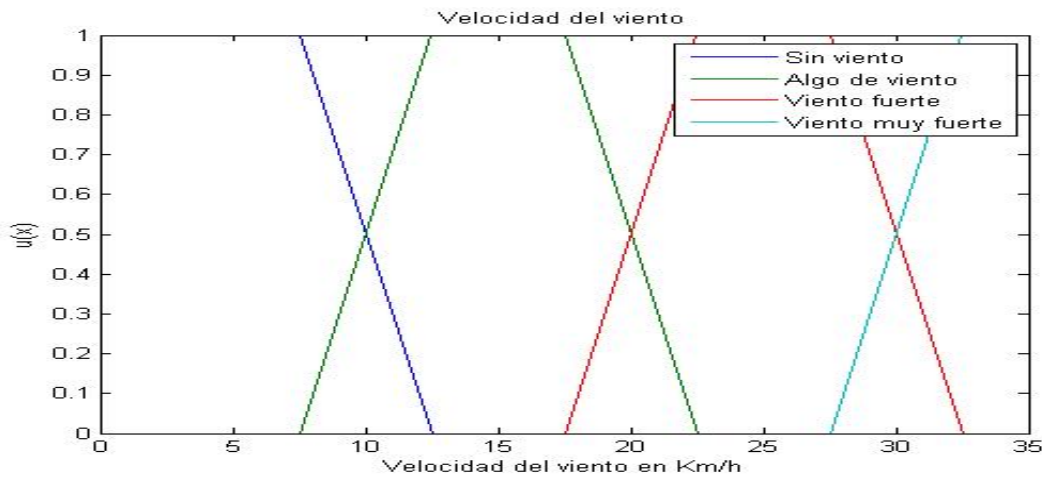


Figura 20. Universo de discurso de la variable lingüística Velocidad del viento

Se establecen los conjuntos difusos y se define la función para casa uno de los casos

$$Casi sinViento(Viento) = \begin{cases} 1 & \text{si } Viento \leq 7.5 \\ \frac{12.5-Viento}{12.5-7.5} & \text{si } 7.5 \leq Viento \leq 12.5 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (15)$$

$$AlgoViento(Viento) = \begin{cases} \frac{Viento-7.5}{12.5-7.5} & \text{si } 7.5 \leq Viento \leq 12.5 \\ 1 & \text{si } 12.5 \leq Viento \leq 17.5 \\ \frac{22.5-Viento}{22.5-17.5} & \text{si } 17.5 \leq Viento \leq 22.5 \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (16)$$

$$VientoF(Viento) = \begin{cases} \frac{Viento-17.5}{22.5-17.5} & si \quad 17.5 \leq Viento \leq 22.5 \\ 1 & si \quad 22.5 \leq Viento \leq 27.5 \\ \frac{32.5-Viento}{32.5-27.5} & si \quad 27.5 \leq Viento \leq 32.5 \\ 0 & otro caso \end{cases} \quad (17)$$

$$VMF(Viento) = \begin{cases} \frac{Viento-27.5}{32.5-27.5} & si \quad 27.5 \leq Viento \leq 32.5 \\ 1 & si \quad Viento \geq 50 \\ 0 & otro caso \end{cases} \quad (18)$$

Una vez fuzzificadas las variables lingüísticas, estas pasaron a ser las entradas neuronales difusas mostradas en el diagrama a bloques de la figura 14

3.6 Construcción de reglas

El sistema está basado en reglas condicionales del tipo **IF-THEN** (Cox, 1994), es decir :

***Si** la temperatura es templada **y** la vegetación esta levemente seca **y** la humedad relativa está seca **y** la velocidad del viento es fuerte - **Entonces** hay un riesgo medio de que ocurra un incendio forestal.*

Esta regla se adaptó para las variables lingüísticas que se redefinieron para utilizarlas en desarrollo del algoritmo de reconocimiento; se utilizaron cuatro variables lingüísticas con cuatro conjuntos difusos cada una y se obtuvieron 256.

Las variables se redefinieron de la siguiente forma:

V0 = Temperatura,

A1 = Frio, A2 = Templado, A3 = Cálido, A4 = Caluroso

W0 = Vegetación,

B1 = Sin zonas secas, B2 = Zona levemente seca, B3 = Zona ampliamente seca, B4 = Zona completamente seca

X0 = Humedad relativa,

C1 = Muy seco, C2 = Seco, C3 = Húmedo, C4 = Muy húmedo

Y0 = Velocidad del viento,

D1 = Casi sin viento, D2 = Algo de viento, D3 = Viento fuerte, D4 = Viento muy fuerte

Z0 = incendio

C₁ = Riesgo bajo, C₂ = Riesgo medio, C₃ = Riesgo alto, C₄ = Riesgo Muy alto

La regla anterior se describe de la siguiente manera:

If V0 is A2 AND W0 is B2 AND X0 is C2 AND Y0 is D3 Then Z₀ is C₂

3.7. Diseño del sistema neurodifuso

3.7.1 Selección de la red neuronal

Actualmente existe una gran cantidad de arquitecturas de redes neuronales, sin embargo son pocas las que se ajustan a un sistema neurodifuso, una de las más usadas dentro de este campo de estudio es el modelo ANFIS (*Adaptive Network-based in Fuzzy Inference Systems*), (Fullér, 1995), (Jang et al, 1997).

El modelo ANFIS consta regularmente de 5 capas de neuronas, el número de neuronas dependerá en gran medida de la cantidad de variables y conjuntos difusos que tenga el sistema, en la figura 20 se muestra el diseño utilizado, este consta de 4 entradas que corresponden a las variables fuzzificadas, cada una con sus 4 conjuntos difusos correspondientes (fig. 21).

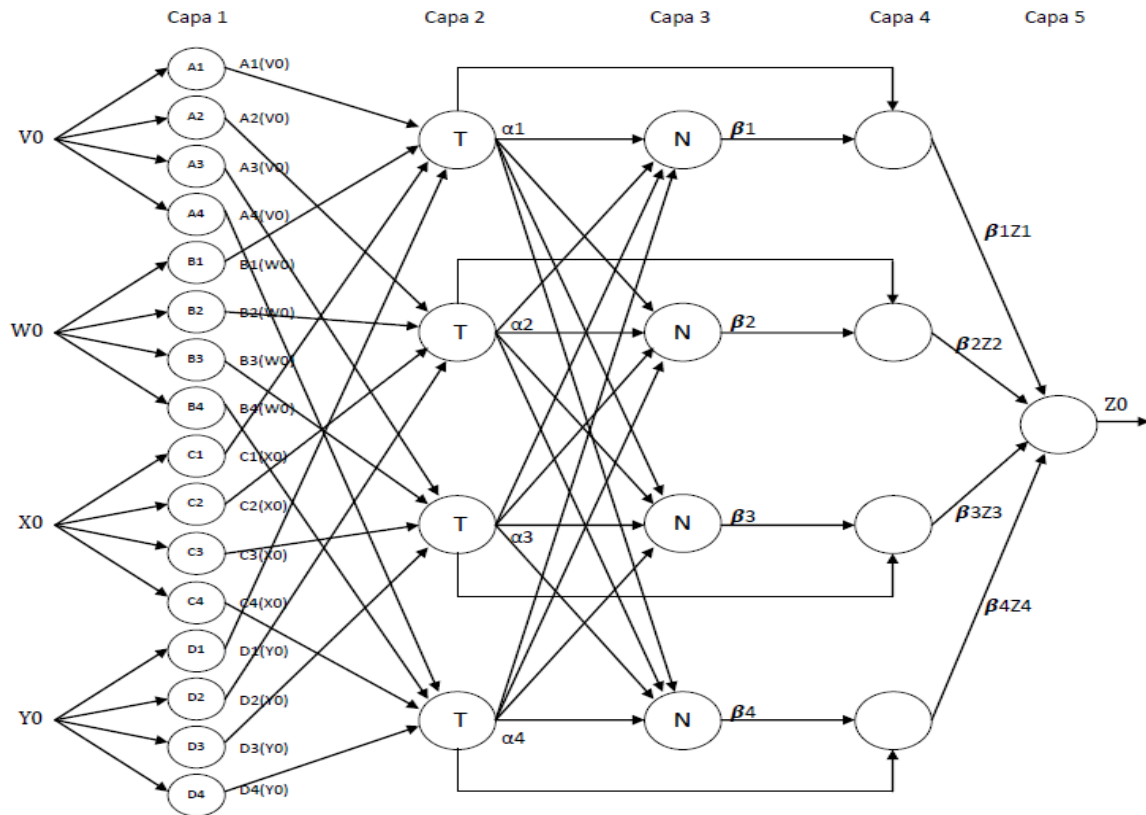


Figura 21 Sistema neurodifuso de arquitectura ANFIS

3.7.2 Descripción de las capas

3.7.2.1 Capa 1

La Capa1 (fig. 21) está ligada a la parte difusa del sistema; se define a $V0$, $W0$, $X0$, $Y0$ como las variables de entrada empleadas y las neuronas de esta capa son los conjuntos difusos diseñados para cada una de las variables, por lo que el sistema neurodifuso consta de cuatro entradas y cada entrada de cuatro neuronas (Pérez, 2014).

La salida de esta primera capa es el grado en el cual la entrada satisface la variable lingüística asociada a este nodo, esto significa que se activará la neurona que mejor satisfaga al conjunto difuso, es decir, en el caso de la temperatura, si el valor de entrada es de 25° se activara la neurona $V0=A2$, puesto que el valor de membrecía para templado está definido entre 1° y 25° ; por lo tanto las otras tres neuronas de su variable lingüística permanecerán inactivas

3.7.2.2 Capa 2

En la capa 2, se categorizan los conjuntos difusos, agrupándose de acuerdo a las clases que se querrán obtener a la salida, cada nodo calcula la fuerza de disparo asociada a la clase de cada neurona (Fullér, 1995). La salida de la neuronas de la capa 2 se definen de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= A1(V0) \times B1(W0) \times C1(X0) \times D1(Y0) = A1(V0) \cap B1(W0) \cap C1(X0) \cap D1(Y0) \\ \alpha_2 &= A2(V0) \times B2(W0) \times C2(X0) \times D2(Y0) = A2(V0) \cap B2(W0) \cap C2(X0) \cap D2(Y0) \\ \alpha_3 &= A3(V0) \times B3(W0) \times C3(X0) \times D3(Y0) = A3(V0) \cap B3(W0) \cap C3(X0) \cap D3(Y0) \\ \alpha_4 &= A4(V0) \times B4(W0) \times C4(X0) \times D4(Y0) = A4(V0) \cap B4(W0) \cap C4(X0) \cap D4(Y0)\end{aligned}\tag{19}$$

Todas las neuronas en esta capa tienen la etiqueta T, ya que podemos elegir otra t-norma (Jang et al, 1997) para modelar el operador lógico AND. Las neuronas en esta capa son llamadas neuronas de clase.

3.7.2.3 Capa 3

Todas las neuronas en esta capa tienen la etiqueta N para indicar que aquí se normalizarán los niveles de disparo. La salida de la neuronas de la capa 3 son la normalización (con respecto a la suma de los niveles de disparo) del nivel de disparo de la primera clase.

$$\begin{aligned}\beta_1 &= \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4} \\ \beta_2 &= \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4} \\ \beta_3 &= \frac{\alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4} \\ \beta_4 &= \frac{\alpha_4}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}\end{aligned}\tag{20}$$

3.7.2.4 Capa 4

La salida de las neuronas de la capa 4 es el producto del nivel de disparo normalizado y la salida individual de la clase de la correspondiente clase.

$$\begin{aligned}\beta_1 z_1 &= \beta_1 C_1^{-1}(\alpha_1) \\ \beta_2 z_2 &= \beta_2 C_2^{-1}(\alpha_2) \\ \beta_3 z_3 &= \beta_3 C_3^{-1}(\alpha_3) \\ \beta_4 z_4 &= \beta_4 C_4^{-1}(\alpha_4)\end{aligned}\tag{21}$$

3.7.2.5 Capa 5

Las neuronas de la capa 5 calcula la salida de todo el sistema como la suma de todas las señales entrantes, que resulta de la siguiente manera

$$z_0 = \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \beta_3 z_3 + \beta_4 z_4$$

La cual es la sumatoria para obtener el centro del área (COA), siendo este método de desfuzzificación el que se utiliza en los sistemas difusos para obtener un valor final cuantificable de todo el sistema:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2 + \alpha_3 z_3 + \alpha_4 z_4}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}\tag{22}$$

3.8 Clases

En la tabla 1, se definen cuatro clases para los niveles de riesgo siguiendo el semáforo de Karl Lewinsking (fig. 16); por lo que a cada clase se le asignó un nivel de intensidad de disparo de la neurona de la capa 5, de tal forma de que se adecue a las reglas establecidas.

C ₁	Riesgo bajo	Verde
C ₂	Riesgo medio	Amarillo
C ₃	Riesgo alto	Naranja
C ₄	Riesgo muy alto	Rojo

Tabla 1. Clases utilizadas en la red neuronal

3.9 Pesos sinápticos

En la figura 22 se muestran los pesos sinápticos asignados y que se conectan con las entradas y salidas del sistema.

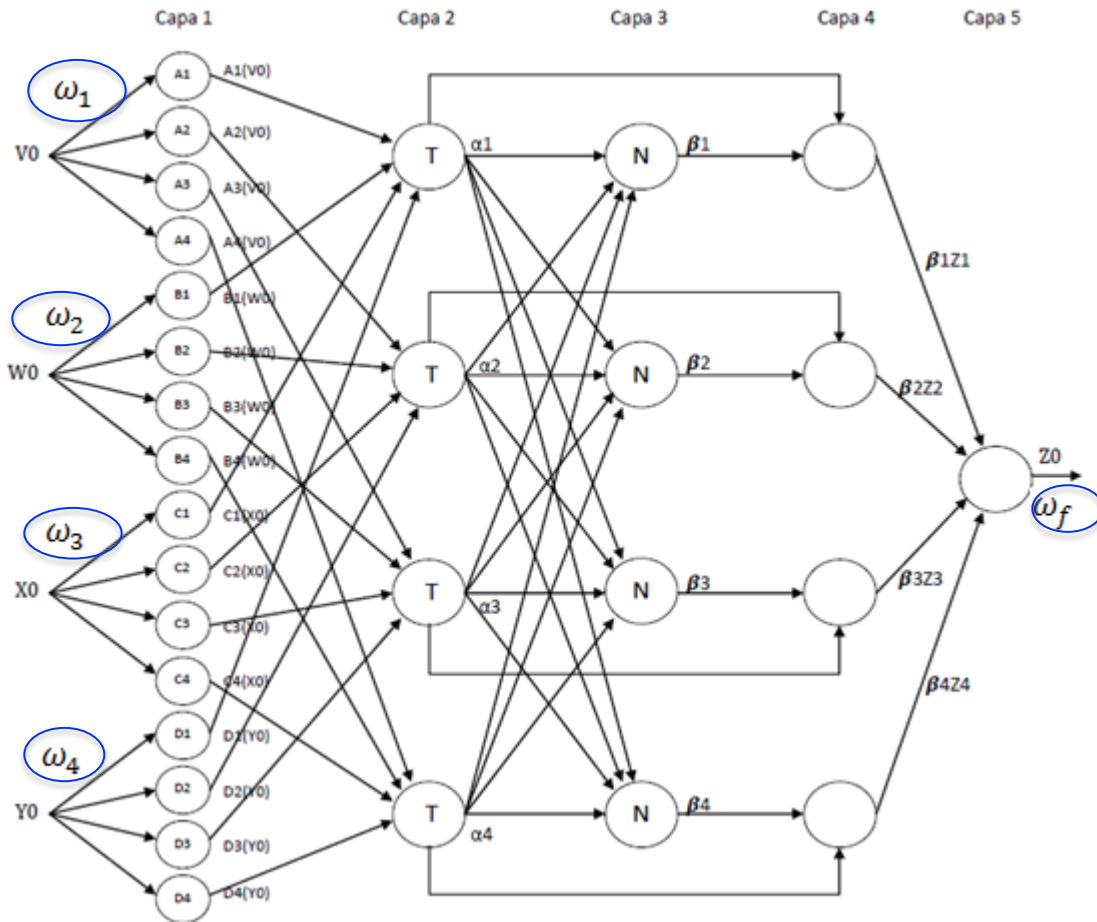


Figura 22. Sistema neurodifuso con los pesos sinápticos utilizados.

3.10 Estimación del nivel de riesgo de un incendio forestal

En esta etapa, se realizó el segundo algoritmo, para obtener el nivel de riesgo de un incendio forestal y se usaron los niveles de la tabla 1; se obtuvieron 4 clases diferentes. En la figura 23 se muestra el diagrama de flujo del sistema neurodifuso de la estimación de riesgo (Pérez, 2014).

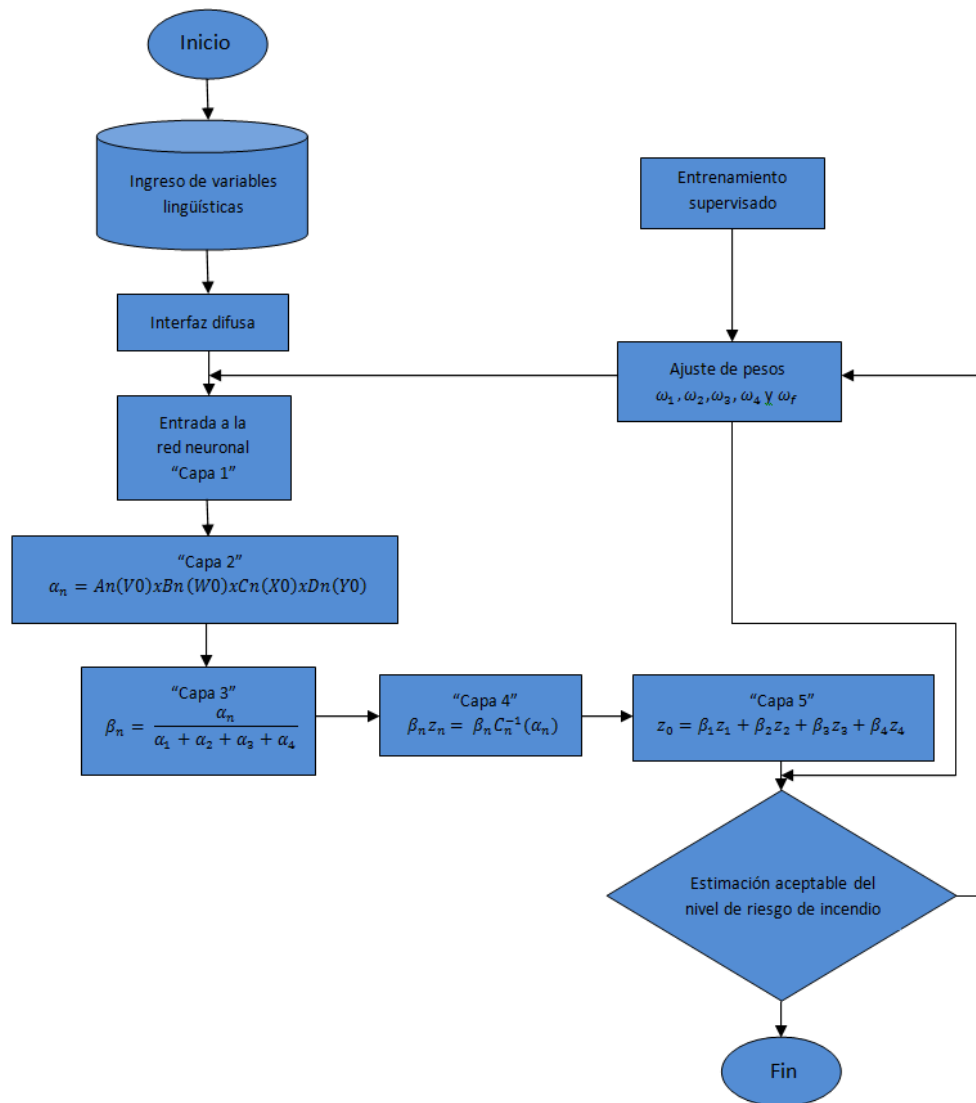


Figura 23. Diagrama de flujo del sistema neurodifuso para la estimación de riesgo de incendios forestales

4 Análisis Espacial Local. Clasificación

4.1 Clasificación por textura de niveles de cobertura de combustible vegetal

En esta sección se realizó el estudio de clasificación por textura para identificar rasgos específicos de regiones con menor o mayor cobertura de combustible vegetal (fig. 22) (Velasco-Herrera et al, 22014); se utilizó el método de matriz de co-ocurrencia (Presutti, 2004) para entender las propiedades de textura (Hayman, 2004), y el *software Texture Classification en MatLab®*. Se hizo en tres fases: 1) identificar una rasgo útil, 2) extracción de características y 3) almacenamiento de estos datos para entrenamiento de clasificación. Se tomaron como referencia el semáforo de Karl Lewinsking (fig. 15), la tabla de índice de aridez (tabla 2), (INEGI, 2012), (UNESCO, 2010) y la base de datos de masa vegetal de la REPSA (Pérez et al, 2013) .

Relación $IA=P/ETP$ P-precipitación; Evapotranspiración	Categorías del Índice de Aridez
0,00-0,20	Áridos
0,21-0,50	Semiáridos
0,51-0,65	Subhúmedos secos
>0,65	Subhúmedos húmedos y húmedos

Tabla 2. Categorías de índice de aridez IA

4.2 Textura

Los descriptores de textura se basan siempre en una vecindad, ya que ésta se define para regiones y no para píxeles individuales. Es difícil encontrar un solo descriptor de textura, ya que existen varios problemas asociados a ellos (Presutti, 2004). La textura es una característica importante en la identificación y clasificación de objetos o regiones de interés en una imagen (Ballard et al, 1982), siendo ésta capturador a través de un satélite, aérea o microfotografía (Haralick et al, 1973).

Uno de los modelos matemáticos más utilizado para medir la textura es la matriz de coocurrencia de niveles de grises GLCM (*Grey Level Cooccurrence Matrix*), basado en estadísticas de segundo orden (Díaz-Ríos et al, 2009). Es un histograma de los niveles de gris de dos dimensiones para un par de píxeles (pixel de referencia y vecino). Esta matriz aproxima la probabilidad de la distribución conjunta de un par de píxeles. En el análisis de texturas, la extracción de características se realiza a partir de la distribución estadística con la que se observan combinaciones de determinadas intensidades en posiciones relativas de la imagen.

En la figura 24, se identifica la imagen con zonas no homogéneas de sequedad, es decir la sequedad al parecer no sigue un orden de disminución, por lo que se trabajó con el concepto de imágenes con presencia de distintos niveles de cobertura de sequedad (combustible vegetal); que fueron clasificadas en la primera etapa según fuera aumentado la uniformidad de esta sequedad (Velasco-Herrera, 2014).



Figura 24 . Región con presencia de sequedad: a) baja (izquierda) y b) alta (derecha)

Para establecer los niveles de sequedad de cada una de nuestras imágenes, se tomó un conjunto representativo de 12 imágenes prueba de la base de datos con distintos niveles de aridez (fig. 25), realizando una pre-clasificación de nivel de cobertura de sequedad.

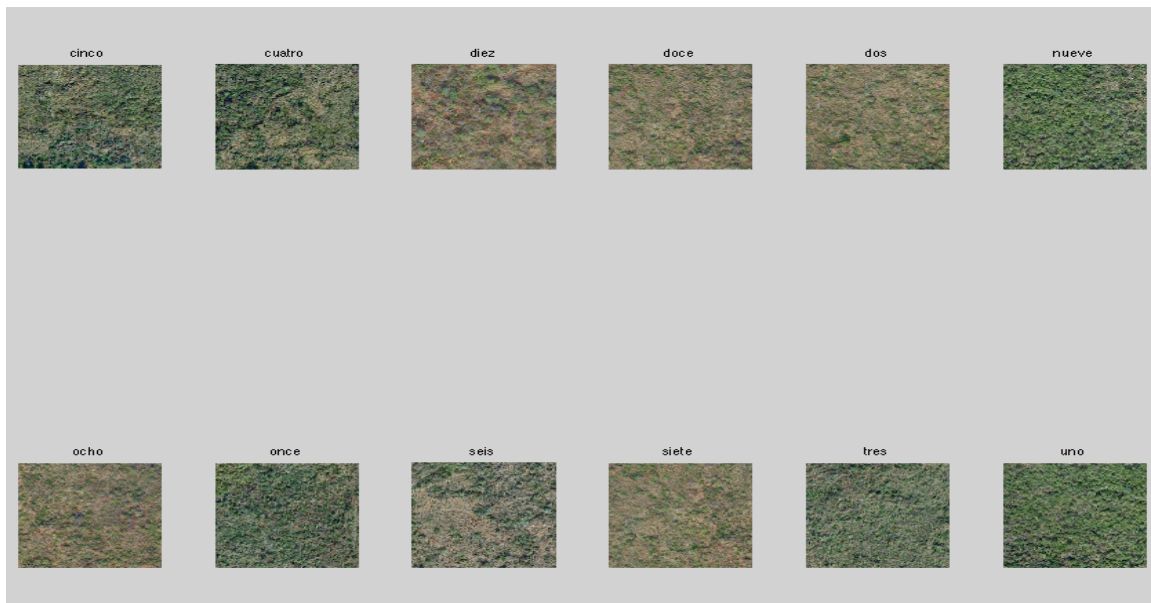


Figura 25. Pre-clasificación de Imágenes RGB con distintos niveles de cobertura de aridez

En la figura 26, se realizó la conversión de las imágenes RGB (fig. 25) a escala de grises; se realizó, en cada una de ellas, el cálculo de obtención de la matriz, para obtener la frecuencia de un nivel de gris que

aparece en la relación espacial específica con otro nivel de gris y se utilizó esta información como descriptor de cada una de las imágenes.

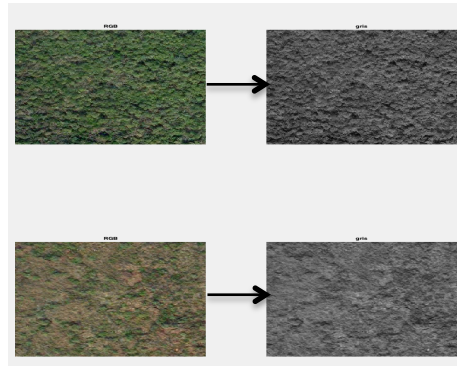


Figura 26. Conversión de imágenes RGB a escala de grises

4.3 Niveles de cobertura de combustible vegetal

En la figura 27 se presentan las correspondientes matrices de co-ocurrencia de cada una de las 12 imágenes preclasificadas. Cada una de éstas nos muestra una diagonal con distintos valores según el color (azul valor más bajo y rojo más alto); además, se sabe que cuanto mayores sean los valores de la diagonal principal y se muestre una diagonal bien definida (sin dispersión) más homogénea será la textura que representa, cuando sean más repartidos los valores fuera de la diagonal principal, más heterogénea será. Esto nos da un primer resultado de encontrar una característica propia de cobertura de sequedad y distinguir las imágenes por nivel de cobertura de sequedad. De esta forma podemos integrar tres variables de clasificación: la cualificación del semáforo, la cuantificación del índice de aridez y la visualización de nivel, sobre la zona de cactáceas: REPSA.

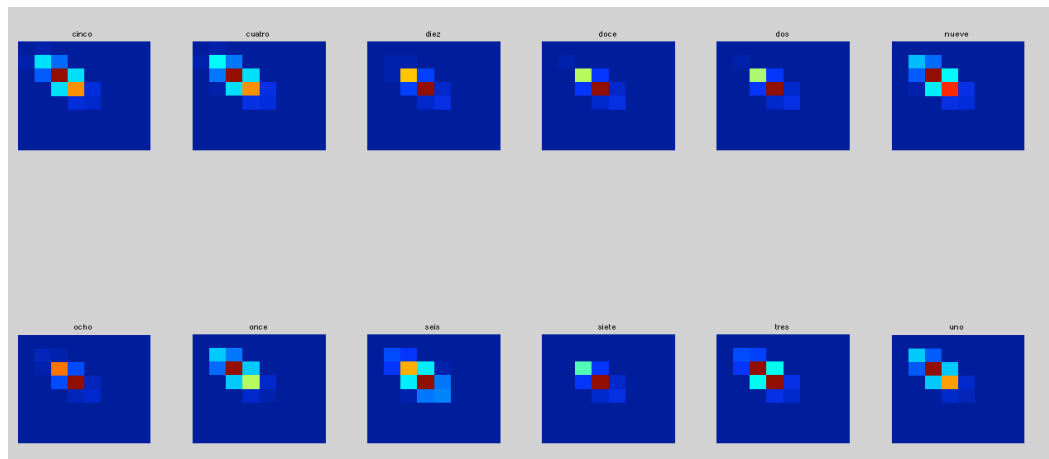


Figura 27. Clasificación de distintos niveles de cobertura de aridez

Cada matriz de co-ocurrencia que se obtuvo del conjunto de 12 imágenes (fig. 25) fue un pre-clasificador de 12 niveles. En la figura se muestran las características propias de niveles de sequedad y al final se

obtuvo un clasificador de 4 niveles resultantes (fig. 28). Se aplicó este método de extracción en cada una de las 1000 imágenes y se almacenaron los valores de la matriz como datos unidimensionales: descriptores, es decir, como vectores de características (González y Woods, 2008), para cada una de ellas, que se fueron comparando al grupo I, II, III, IV para conocer a que tipo de clasificación pertenecen.

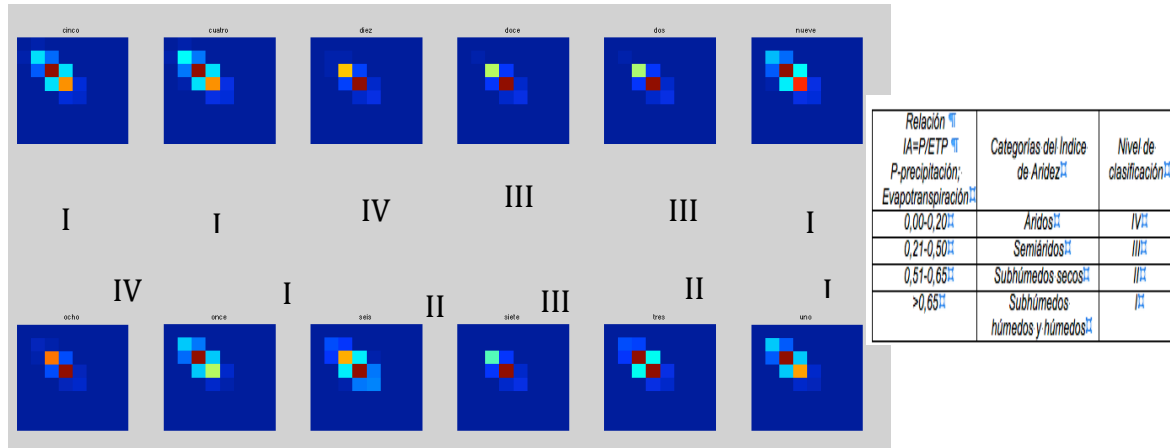
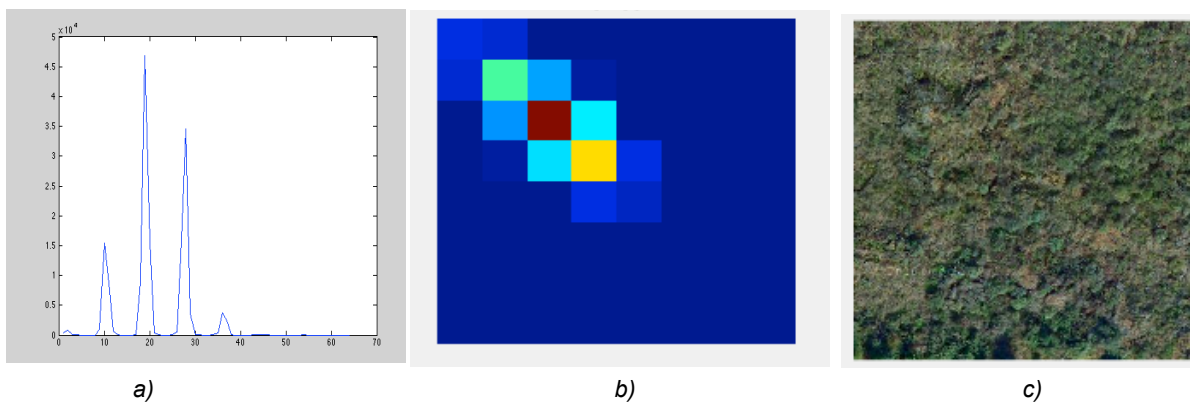


Figura 28. clasificador de 4 niveles resultantes

4.4 Descriptores

Los descriptores de textura permiten la cuantificación del contenido de la textura presente en la imagen o en una región de ella. Éstos proporcionan una medida de propiedades tales como suavidad, grosor y regularidad (Presutti M, 2004). Se muestra en la figura 29 uno de los descriptores para la matriz de co-ocurrencia que coincide con nivel I; en donde almacena en un espacio unidimensional los datos extraídos de la correspondiente matriz.



a) Descriptor: vector de características,
b) Matriz de co-currencia, c) Imagen RGB

5 Resultados

5.1 Resultado de estudio espectral global

5.1.1 Moduladores ENSO y TSI en los incendios forestal

Este estudio multi-cruzado muestra su pertinencia de analizar n señales ($n > 2$) lo que significa que se puede integrar y analizar más factores internos y externos que posiblemente intervienen en los incendios forestales (Soon et al, 2014), (Velasco et al 2015), (Velasco-Herrera, 2015).

En el caso de los incendios forestales se presentan las periodicidades 3, 5, 7 y 10 años respectivamente; en la figura 30 se graficaron las tres series, en donde se muestra particularmente la periodicidad dominante de 10-11 años, que está presente en todo el intervalo de 1970 a 2013 de las correspondientes series de tiempo (Velasco-Herrera, 2015).

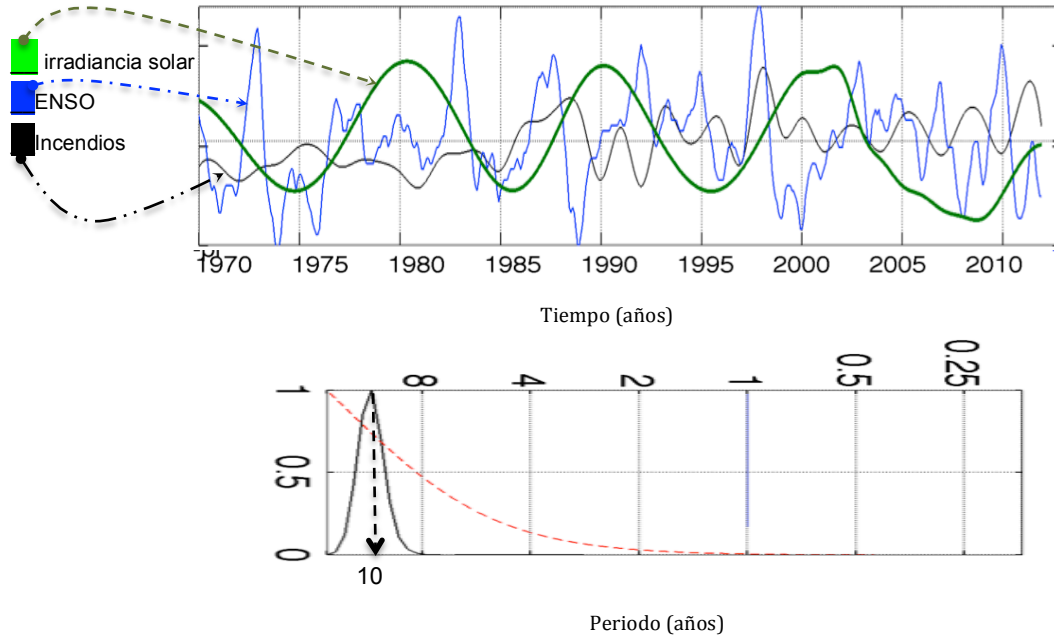


Figura 30. Frecuencia predominante de 10- años

Este análisis de tres variables permite explicar de forma global los incendios que ocurren en un periodo de diez años aproximadamente, se ha reconocido el patrón que puede ser la TSI que sincroniza e indica cuando hay temporadas de alta y baja. Como resultado de contribución, se reporta que uno de los moduladores externos determinantes de los incendios forestales es la TSI, con este índice solar ha sido posible encontrar una variabilidad decadal bien definida de las temporadas de alta y baja actividad de los incendios forestales en territorio nacional, lo cual no es posible apreciar actualmente al utilizar solamente el ENSO (Velasco-Herrera, 2015).

5.2 Resultado de estudio espacial local. Reconocimiento

5.2.1 Sistemas de reconocimiento y clasificación de nivel de riesgo de incendio

Uno de los resultados centrales de esta sección es la verificación del funcionamiento del sistema neurodifuso; por lo que se crearon 3 perfiles de expertos en incendios forestales, cada uno con diferente criterio de evaluación de riesgos, para igualar estos perfiles en el sistema se modificaran los pesos a la entrada del sistema o a la salida, en la tabla 2 se muestran los perfiles de dichos expertos (Pérez, 2014).

Masa vegetal seca en %	Temperatura en °C	Humedad relativa en %	Velocidad del viento en Km/h	Experto 1	Experto 2	Experto 3
0	10	55	0	1	1	1
10	10	50	5	1	1	1
20	15	45	10	1	1	2
30	20	40	15	1	2	2
40	25	35	20	1	2	3
50	30	30	25	2	3	4
60	35	25	30	3	3	4
70	40	20	35	4	4	4
80	45	15	40	4	4	4
90	50	10	50	4	4	4

Tabla 2 Perfiles de expertos en incendios forestales

Los perfiles de la 2 se crearon en base a 10 casos fortuitos, los cuales abarcan todo el espectro de posibilidades, a partir de estos, el sistema puede interpolar un gran número de combinaciones de casos reportados como reales; entre más casos se abarquen para entrenar al sistema, mas se acercaran al perfil que se desea emular.

Después de realizar el entrenamiento supervisado, se modifican los pesos ω_i , $i=1,2,3,4$, para cada uno de los Expertos (tablas 3-5):

- Experto 1: $\omega_1 = 0.9$, $\omega_2 = 1.1$, $\omega_3 = 1.1$, $\omega_4 = 1$ y $\omega_f = 1$,

donde el peso ω_f es el parámetro que sirve para adaptar el sistema a la respuesta buscada.

Comparando los valores dados por el experto, con estos pesos se obtiene una respuesta igual al experto (tabla 3).

Experto 1	Respuesta del sistema
1	1
1	1
1	1
1	1
1	1
2	2
3	3
4	4
4	4
4	4

Tabla 3. Resultados de la respuesta del sistema a los valores dados por el Experto 1

- Experto 2: $\omega_1 = 1.2$, $\omega_2 = 1.22$, $\omega_3 = 1.3$, $\omega_4 = 1.25$ y $\omega_f = 1$,

Experto 2	Respuesta del sistema
1	1
1	1
1	1
2	2
2	3
3	3
3	3
4	4
4	4
4	4

Tabla 4. Resultados de la respuesta del sistema a los valores dados por el Experto 2

para este caso no se igualó por completo al experto, se considera que con más tiempo de entrenamiento esto se logre.

- Experto 3: $\omega_1 = 1$, $\omega_2 = 0.94$, $\omega_3 = 1.1$, $\omega_4 = 1.1$ y $\omega_f = 5700000$,

en este caso, ω_f varia con respecto a los obtenidos anteriormente, sin embargo al analizar y comprender el sistema, se notará este peso funge mas como un ajustador de escala, el cual nos da cierta destreza de entrenamiento. En la tabla 5 se muestran los resultados arrojados por el sistema en comparación a los dados por el experto 3.

Experto 3	Respuesta del sistema
1	1
1	1
2	2
2	2
3	3
4	4
4	4
4	4
4	4
4	4

Tabla 5 Resultados de la respuesta del sistema a los valores dados por el Experto 3

Con estos experimentos se estimó que la precisión del sistema fue de un 96.66% basados en un entrenamiento supervisado y el tiempo dedicado a tratar de emular a los 3 expertos fue de 1 hora.

5.2.2 Comportamiento del sistema para $n < 3$

En la figura 31, el resultado, dado por el sistema neurodifuso para 256 casos, siendo los pesos $\omega_1 = 1$, $\omega_2 = 1$, $\omega_3 = 1$, $\omega_4 = 1$ y $\omega_f = 1$, los casos dados fueron una concatenación de valores dados en orden ascendente, siendo los últimos casos los valores en que las 4 variables tomaban valores más altos y por ende llegando más veces al nivel de riesgo 4.

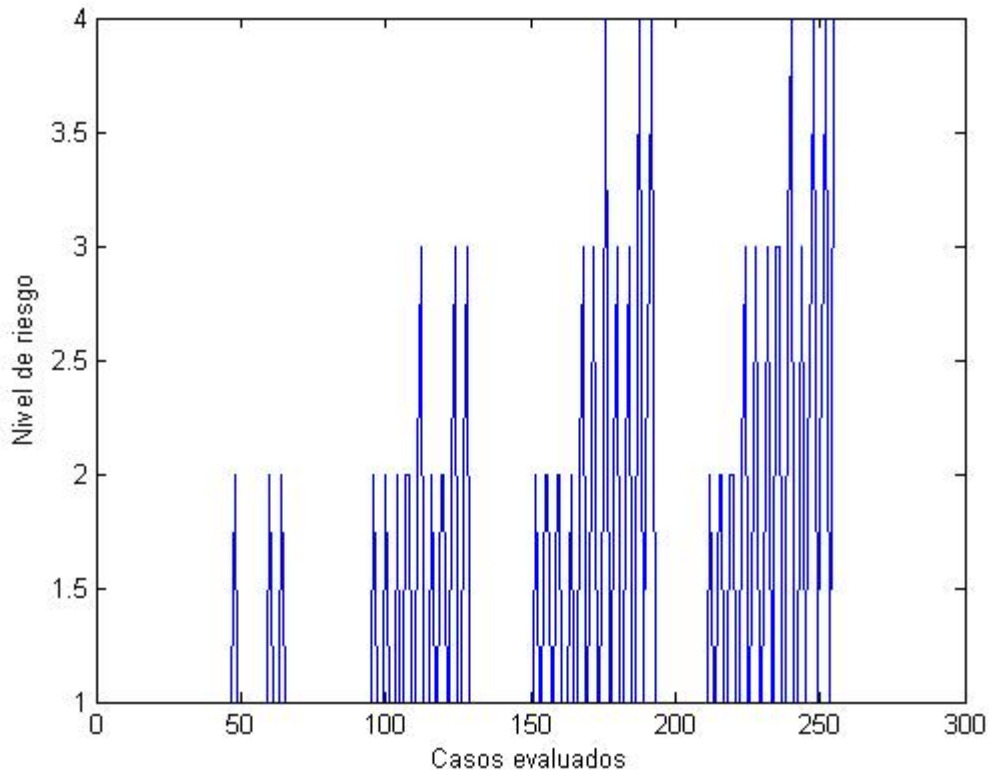


Figura 31. Niveles de riesgo para 256 casos, siendo $\omega_1 = 1$, $\omega_2 = 1$, $\omega_3 = 1$, $\omega_4 = 1$ y $\omega_f = 1$

Con la grafica de la figura 31 y con sus pesos (todos siendo 1) se denota el conocimiento base que tiene el sistema, gracias al uso de la técnica de lógica difusa el sistema responde de una manera adecuada a los eventos simulados, dicho conocimiento está sustentado en sus funciones de membresía realizadas con el conocimiento del semáforo de Karl Lewinsking. El partir de un conocimiento inicial nos ayuda a entrenar de una manera más sencilla a la red neuronal, puesto que no se parte de un inicio desconocido o explorado, si no de un conocimiento apegado a lo que se busca y por ende, el tiempo de entrenamiento es mucho menor.

En la figura 32, en la misma cantidad de casos (256) se modificaron los pesos estableciéndolos en $\omega_1 = 1.3$, $\omega_2 = 1.3$, $\omega_3 = 1.3$, $\omega_4 = 1.3$ y $\omega_f = 3000000$, de esta manera se podría decir que el nivel de riesgo se subió de intensidad de respuesta y de escala, para que se pueda apreciar la respuesta del sistema en comparación con la figura 30, se observa que en los últimos casos en donde alternaban los niveles de riesgo 3 y 4 (fig. 31), ahora predomina el nivel de riesgo 4, sin embargo el patrón de

respuesta es el mismo ya que este patrón está basado en el conocimiento base y sin importar de qué manera se modifiquen los pesos este se conservará, de esta manera se mantiene una elocuencia por parte del sistema a eventos no utilizados durante el entrenamiento.

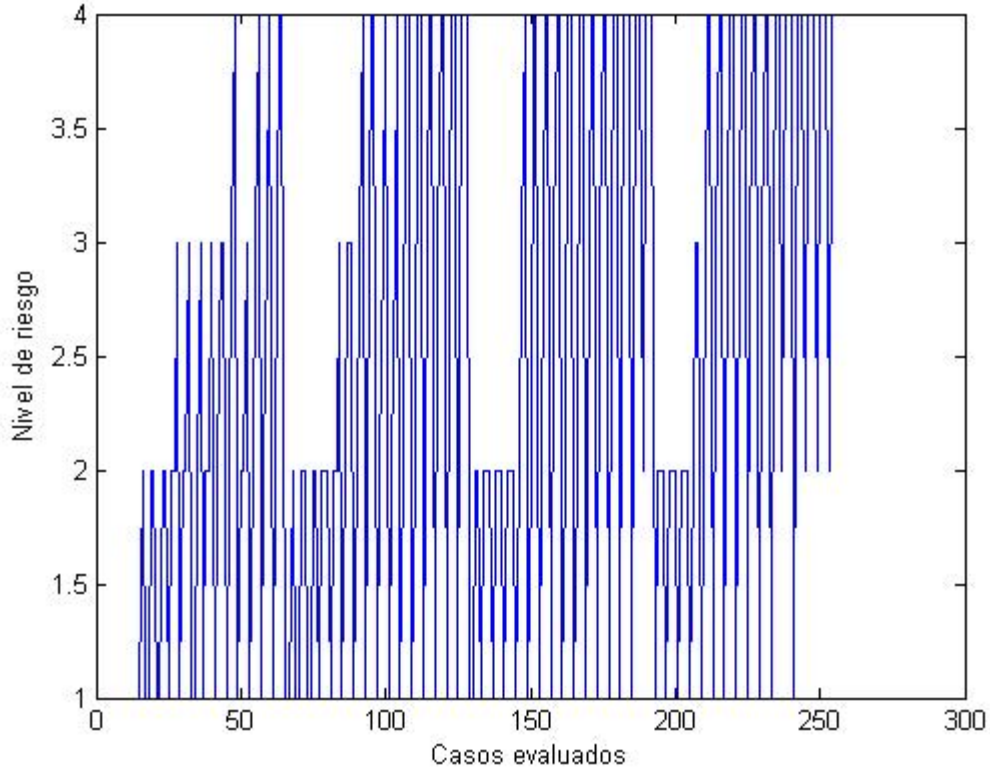


Figura 32 Niveles de riesgo para 256 casos, siendo $\omega_1 = 1.3$, $\omega_2 = 1.3$, $\omega_3 = 1.3$, $\omega_4 = 1.3$ y $\omega_f = 3000000$

5.3 Resultado de estudio espacial local. Clasificación

5.3.1 Clasificación niveles de cobertura de combustible vegetal de cactácea de la REPSA

El resultado de esta sección fue la integración de un primer clasificador de vegetación de cactáceas de la REPSA con 4 nivel de presencia de sequedad (tabla 6): 1)semi-húmeda, 2) seca, 3) seca o muy seca y muy seca; que se integró como un complemento al semáforo de incendios forestales e implementación con los datos del índice de aridez (Velasco-Herrera et al, 2014).

5.3.2 Semáforo Forestal de cactáceas de la REPSA

Tomado los elementos de la figura 28, como clasificadores de niveles de cobertura de sequedad, se presenta un semáforo con 4 niveles de clasificación de riesgo para reconocimiento local de incendios forestales en vegetación de cactáceas de la REPSA (tabla 6).

Descripción	Riego bajo	Riesgo medio	Riesgo alto	Riesgo muy alto
Temperatura	Hasta 25°C	Hasta 30°C	de 30°C a 36°C	Arriba de 36°C
Humedad	Hasta 50%	Hasta 40%	Menos del 20%	Abajo del 10%
Velocidad de viento	0 a 10 km/h	10 a 20 km/h	Arriba de 20 km/h	Más de 30 km/h
Vegetación (combustible)	Semi-húmeda 0,65-0,51	Seca 0,50-0,21-0,50	Seca o muy seca	Muy seca
			0,02-00	0,02-0,00
				
				
Cielo	Nublado	Nublado a medio nublado	medio nublado a Soleado	Soleada
Estatus	Favorable	Pre-alerta	Alerta	Alarma
Semáforo	Verde	Ámbar	Rojo	Situación crítica roja
Nivel	I	II	III	IV

Tabla 6 Semáforo Forestal de cactácea de REPSA

5. 3.3 Entrenamiento y prueba

Para el proceso de clasificación de niveles, dividimos la base de los datos de la biomasa de la REPSA en dos grupos: 500 datos para entrenamiento y 500 pruebas de comportamiento. Se guardaron los datos de los descriptores como variables de 4 niveles de sequedad. En esta etapa se trabajó una clasificación en árbol y la parte correspondiente de entrenamiento, se llevó a cabo a través del árbol de decisión; en donde, los valores que se obtuvieron de los descriptores se colocan a un lado del árbol y de esta forma lo entrenamos, siendo éste, capaz con los datos de prueba, de llevar a cabo una predicción. Una parte importante de este proceso, fue la de conocer como se comporta el sistema, en una primera fase se muestra que en la etapa de entrenamiento se obtuvo una tasa de aciertos positivos del 80%.

Conclusiones

Los incendios forestales son ocasionados, entre muchas de sus causas, principalmente por la acumulación de combustible vegetal, que al combinarse con otras variables físicas crean las condiciones para iniciar el fuego. En México, cada año hay un promedio de 8000 incendios forestales en todo el territorio nacional, en donde el gobierno estatal busca nuevas alternativas y métodos de reducción, prevención o pronóstico para combatir estos desastres naturales; un dato interesante y desalentador es que el fuego generado y desencadenado, en un 90% es de origen antropogénico; por lo que el desarrollo de un sistema de monitoreo aeroespacial inteligente, conociendo las temporadas de baja y alta actividad, e implementación de reconocimiento de riesgo y clasificación de combustible, puede iniciar un estudio sobre pronóstico a largo plazo, así como propuestas de implementación de sistemas de control para extracción, adecuación o quema, evitando así una acumulación extrema de combustible. Esta integración de métodos, técnica y tecnología, fue la aportación de los trabajos de trabajo (Velasco-Herrera et al, 2014), (Velasco-Herrera, 2015), (Pérez et al, 2013) y (Pérez, 2014) con un nuevo enfoque de estudio de los incendios forestales en México.

Los primeros resultados de reconocimiento de un nuevo factor externo: TSI, permite presentar una propuesta de pronóstico a largo plazo, es decir por meses (Velasco-Herrera, 2015). El pronóstico actual que se considera es de minutos o cuando ya inició el fuego, lo que hace que los programas de combate y preservación de ecosistemas se convierta en un problema complejo.

La importancia en este trabajo de la incorporación de UAS como la innovación tecnológica, permitió realizar estudios no invasivos y captura de información de la degradación natural de combustible en las épocas de mayor estiaje, en zonas como la REPSA que son propensas a riesgo de incendio (Pérez et al, 2013), (Velasco-Herrera et al, 2014). Éstos sistemas tienen ciertas ventajas para ser utilizadas en zonas de difícil acceso, en particular, para encontrar el combustible vegetal acumulado durante varios años. La operación de UAV's permite una rápida respuesta vía remota, por lo que en caso de pérdida del vehículo, la información ya fue enviada al mando de control para ser procesada y analizada, que no pone en peligro la vida del personal que opera el vehículo. Este tipo de sistemas aunque accesible para actividades e investigación de tipo civil, hoy en día no están contemplados como sistemas de monitoreo ni por CONAFOR ni por el CENAPRED para la mitigación, monitoreo o la reducción de riesgos.

La CONAFOR utiliza el método de Canadá para dar alternativas de prevención de incendios (CENAPRED, 2001). La aportación de resultados de reconocimiento local espacial, es presentar un sistema inteligente compuesto de tecnología de vanguardia UAS: Vehículos aéreos no tripulados, sensores de detección de bandas en el rango visible, sistemas android, lógica difusa, redes neuronales y sistemas neurodifusos, que nos permiten mostrar nuevos elementos del comportamiento de este fenómeno natural y reconocer un nivel de riesgo, así como proponer una actualización del método de Canadá, principalmente en relación a la acumulación de combustible vegetal en el proceso de incendios forestales (Pérez et al, 2013), (Velasco-Herrera et al, 2014).

La clasificación de combustible por niveles de cobertura se integrará en un futuro a la red neuronal como elemento nuevo de variable de entrada. Hasta este momento se presenta un semáforo nuevo de vegetación de cactáceas; se debe trabajar en la adquisición de una nueva base de imágenes de combustible que cubra distintos tipos de vegetación y realizar la comprobación de que este semáforo se puede o no generalizar.

El siguiente paso, será mejorar los sistemas de reconocimiento y clasificación espacial, e integrarlos en un sistema embebido, por ejemplo FPGA para complementar y mejorar los sistemas UAS inteligentes, actuales.

Finalmente, estos resultados, no se limitan a la parte global o local por separado, se pueden adaptar para realizar estudios espectrales locales y globales espaciales, por ejemplo, por Estados de la República Mexicana, condiciones meteorológicas, ubicación geográfica o zonas (Norte-Sur, Pacífico-Atlántico, etc), considerando las condiciones y variables de cada región, número de eventos por tiempo; esto con el fin de mejorar los pronósticos y ser utilizadas para minimizar pérdidas de ecosistemas, humanas y económicas en los siguientes 20 años.

Anexo A

A.1 DJI PHANTOM

El cuadricóptero utilizado en esta proyecto fue el DJI Phantom de la marca DJI inovations. Las características de practicidad, bajo costo, portabilidad y demás se enlistan (fig. A.1):

- Múltiples modos de vuelo (Manual, posición exacta, mantener altitud, GPS, Orientación inteligente "carefree")
- FAIL-SAFE. Protección a prueba de fallos mejorada con la opción vuelta a casa y aterrizaje automático.
- Módulo LED para mostrar el modo de vuelo y el estado de la li-po
- Controlador Naza
- GPS incluido
- Protección nivel de voltaje bajo
- Led alta luminosidad, se enciende automáticamente cuando los motores están armados, (ayudan a orientarnos y saber la posición del quad)
- Soporte de cámara GoPro
- Unidad de control de alimentación con 2 niveles de protección de voltaje

Sus especificaciones:

- Diámetro: 350 mm
- Peso Phantom: 629 gr.
- Peso Phantom + Lipo 2200 + GoPro camara: 912 gr.
- Hélices: 8 x 4,5 en
- Motores: 2212/920 rpm / V
- Tensión de alimentación: 4S



Figura A.1 DJI Phantom

A.2 Go Pro HERO 3 White Edition

La cámara utilizada para la toma de imágenes desde el DJI Phantom fue una Go Pro HERO 3 White Edition (fig. A.2). Ésta captura vídeo de calidad profesional hasta 1080p30 y fotos de 5 MP a 3 fotogramas por segundo, cuenta con wi-fi integrado que permite controlarla remotamente mediante una aplicación para teléfonos inteligentes y tiene un peso de 74g y 135g con montura para el cuadricóptero.

Se utilizó esta cámara principalmente por su calidad, resolución de imágenes, tipo de comunicación y peso, ya que el DJI Phantom al ser un cuadricóptero de pequeñas dimensiones soporta un peso menor a 1Kg.



Figura A.2Cámara Go Pro HERO 3 White Edition con montura para el cuadricóptero DJI Phantom

Referencias Bibliográficas

Ballard, D.H; Brown C.M. (1982) **Computer Vision**. Prentice-Hall, Egle-wood Cliffs, New Jersey. ISBN 013-165316-4, pp. 534.

Becerra, A; Poveda, G. (2006) **Variabilidad anual e inter anual de los incendios forestales en Suramérica y su escalamiento temporal en la amazonía**. Meteorología Colombiana, Bogotá, D.C. ISSN:0124-6984; 10, p. 121-131.

Beckage, B; Platt, W.J. (2003) **Predicting severe wildfire years in the florida everglades**. Frontiers in Ecology and Environment, 1, p. 235-239.

Bruce, G. Batchelor (2012) **Machine vision handbook**, , Springer-Verlag, London, England, 1, p.139.

Boubeta-Martínez, M; Lombardía, M. J; Morales-González, D; Marey-Pérez, M. F. (2013) **Modelos lineales mixtos generalizados: estudio de los incendios en Galicia**. XI Congreso Galego de Estatística e Investigación de Operacións. A. Coruña, 24-26 de oct. p. 16-22.

Cardille, J.A; Ventura, S.J; Turner, M.G. (2001) **Environmental and social factors influencing wildfires in the Upper Midwest, United States**. Ecol. Appl. 11, p. 111–127.

Carvajal, Y; Jiménez, H; Materón, H. (1998) **Incidencia del fenómeno ENSO en la hidroclimatología del Valle del Río Cauca-Colombia**. Bull. Inst. fr. Études andines, 27(3), p. 743-751.

CENAPRED (2001) **Diagnóstico de peligro e identificación de riesgos de desastres en México**. Atlas Nacional de Riesgos de la República Mexicana, pp. 225

Cibrian Tovar, J; Martínez Domínguez, Roberto; Raygoza Martínez, Arturo (2008) **Incendios forestales**. Serie de Fascículos. CENAPRED. ISBN:978-607-7558-10-1, pp. 47.

CONAFOR. **Incendios Forestales** (2014)

www.conafor.gob.mx:8080/documentos/docs/10/4215Reporte%20Semanal%202013%20-%20Incendios%20Forestales.pdf

Cox Earl (1994) **The fuzzy systems handbook**, McGraw-Hill, USA, ISBN 0-12-194270-8, p. 95-96.

Díaz-Ríos, José; Martínez-Paya, Jacinto Javier; Baño, Aledo Ma. Elema del (2009) **El análisis textural mediante las matrices de co-ocurrencia (glcm) sobre imagen ecográfica del tendón rotuliano es de utilidad para la detección cambios histológicostras un entrenamiento con plataforma de vibración**. CCD Cultura, Ciencia y Deporte, Universidad Católica San Antonio de Murcia España. Murcia, España, ISSN: 1696-5043. 4(11), junio, p. 91-102.

- ERMEX (2011) **Nueva Generación Libro blanco**, SIAP, Versión pública, pp.64.
http://www.siap.gob.mx/wp-content/pdf/rendicion/libroblanco/LB_ERMEXS_version_publica.pdf
- Fernández, García Felipe (1995) **Manual de climatología aplicada**, Edit. Síntesis, S. A. Vallehermoso, 28015 Madrid, España, SBN: 9788477382751 34, pp. 102.
- Fullér, R. (1995) **Neural fuzzy systems**, AAU, Finlandia, ISBN 951-650-624-0, ISSN 0358-5654, pp. 335.
- González, Ramírez L; Galicia, L; Gómez, Mendoza L. (2007) **El efecto de El Niño (ENSO) en la presencia de incendios forestales extremos**. Wilfire, Sevilla-España, p. 1-13.
- Gonzalez, R.C; Woods, R.E. (2008). **Digital image processing**, 3rd Ed. Prentice- Hall, New Jersey, USA. pp. 190
- Grinsted, A; Moore, J.C; Jevrejeva, S. (2004) **Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series**, Nonlin. Processes Geophys., 11, p.561–566.
- Haralick, Robert M; Shanmugam, K; Dinstein I. (1973) **Textural features for image classification**. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 3(6), november, p. 610-621.
- Hayman, E; Caputo, B; Fritz, M; Eklund, J-O. (204) **On the significance of real-world conditions for material classification**, Proc. ECCV 2004.
- INEGI (2012) **Indicadores de Sequia y Territorio**,
<http://www.inegi.org.mx/>
- Jang, J. S. R; Sun, C. T; Mizutani E. (1997) **Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence**, Prentice-Hall, ISBN 0-13-26-1066-3, Upper Saddle River, New Jersey. 07458, pp. 339.
- Juárez-Orozco, S; Cano-Santana Z. (2007). **El cuarto elemento y los seres vivos. Ecología del fuego**. Ciencias, ISSN 0187-6376, enero-marzo, 085, p. 4-12.
- Kalabokidis, K.D; Koutsias, N; Konstantinidis, P; Vasilakos, C. (2007) **Multivariate analysis of landscape wildfire dynamics in a Mediterranean ecosystems of Greece**. Area, 39(3), p. 392 - 402.
- Landscheidt, T. (1998) **Forecast of global temperature, El Niño, and cloud coverage by astronomical means**. In: Bate, R., ed.: Global Warming - The continuing debate. Cambridge, the European Science and Environment Forum, (ESEF), p. 172-183.

Lee, B; Park, P. S; Chung, J. (2006) **Temporal and spatial characteristics of forest fires in South Korea between 1970 and 2003**. International Journal of Wildland Fire 15(3), p. 389-396.

Li, Y; Campbell, E; Haswell, D; Sneeuwjagt, R; Venables, W. (2003) **Statistical forecasting of soil dryness index in the southwest of Western Australia**. Forest Ecology and Management 183 (1-3), September, p.147-157.

Lot, A; Pérez, Escobedo M; Gil, Alarcón G; Rodríguez, Palacios S; Camarena; P. (2012) **La Reserva Ecológica del Pedregal de San Ángel Atlas de Riesgos**, ISBN: 978-607-02-2824-7, México-UNAM-CTIC, oct. pp. 52.

Loboda, T.V; Csizar, I. A; (2007). **Assessing the risk of ignition in the Russian far East within a modeling framework of fire threat**. Ecological Applications 17(3), April, p. 791-805.

NOAA (2014) <http://www.elnino.noaa.gov>

ONI (2013). www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_change.shtml

Pérez, C; Kemper, N; Velasco, G; Ochoa L. (2013) **Sistema Inteligente para el reconocimiento y Clasificación de imágenes terrestres de un simulador de vuelo no tripulado**. Memorias Electrónicas del 1er Congreso Iberoamericano de Instrumentación y Ciencias Aplicada, CIICA, SOMI XXVIII Congreso de Instrumentación. Sn. Francisco de Campeche, oct.

Pérez Moreno C. (2014) **Sistema Inteligente para el reconocimiento y clasificación de imágenes terrestres de un simulador de vuelo no tripulado**. Tesis de Maestría. Ingeniería Eléctrica. Programa de Maestría en Ingeniería Eléctrica, Instrumentación. Tutores: G Velasco, N. Kemper. UNAM. México D.F. febrero, pp. 81.

Pérez, C; Velasco, V; Velasco G; (2014) **Estudio de la variabilidad Natural de los incendios Forestales en México**. Resumen de Memorias Congreso Geos, 34(1), nov. p.71.

Presutti M. (2004). **La matriz de co-ocurrencia en la clasificación multiespectral: tutorial para la enseñanza de medidas texturales en cursos de grado universitario**, 4a Jornada de Educação em Sensoriamento Remoto no âmbito do Mercosul, São Leopoldo, Brasil, agosto, pp. 9.

SEREPSA. (2008) **Manual de Procedimientos**. Programa de Adopción de la Reserva Ecológica del Pedregal de San Ángel. Secretaría Ejecutiva REPSA, Coordinación de la Investigación Científica, UNAM, México, pp. 108.

Riaño, D; Moreno, Ruiz J.A; Barón, Martínez J; Ustin, S.L. (2007) **Burned area forecasting using past burned area records and southern oscillation index for tropical africa (1981-1999)**. Remote Sensing

of Environment 107, p. 571 – 581.

Ress, R; Cruz, I. (2012) **Detección y monitoreo de incendios forestales mediante imágenes de satélite. CONABIO.** Biodiversitas, 100, p.12-13.

Rivera, D; Lillo, M; Arumí, J. L. (2007) **Efecto del ENSO en la precipitación de Chillán Chile, una aproximación mediante wavelets.** Gestión Ambiental (Valdivia). ISSN 0718-445X, 13, p. 33-48.

Sivanandam, S. N; Sumathi, S; Deepa, S.N. (2007) **Introduction to fuzzy logic using MATLAB,** Springer-Verlag, ISBN-10 3-540-35780-7 Springer Berlin Heidelberg New York, pp. 441.

Soon, W; Velasco-Herrera, V.M; Selvaraj, K; Traversi, R; Usoskin, I; Chen, C.-T.A; Lou, J.-Y; Kao, S.-J; Carter, R.M; Pipin, V; Severi, M; Becagli, S. (2014) **A review of Holocene solar-linked climatic variation on centennial to millennial timescales: Physical processes, interpretative frameworks and a new multiple cross-wavelet transform algorithm.** Earth-Science Reviews, doi:10.1016/j.earscirev.2014.03.003, 134, July, p.1–15.

Torrence, C; Compo, G.P. (1998) **A practical guide to wavelet analysis.** Bull. Am. Meteorol. Soc. 79, p. 61–78.

<http://paos.colorado.edu/research/wavelets>

Torrence, C; Webster, P.J. Clim J. (1999) **Interdecadal changes in the ENSO-monsoon system.** 12, doi:10.1175/1520-0442(1999)012<2679:ICITEM>2.0.CO, p.22679–2690.

Torres, Rojo Juan M. (2004) **Estudio de tendencias y perspectivas del Sector Forestal en América Latina.** Documento de Trabajo. Informe Nacional México, Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales de México (Semarnat), Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación Fao, p. 86.

Ulle, E. (2013) **Lecture Notes, An introduction to Prolog Programming,** Institute for Logic, Language and Computation, Universiteit Van Amsterdam, 1, September, p. 1-8.

UNESCO (2010) **Atlas de Zonas Áridas de América Latina y el Caribe. Dentro del marco del proyecto Elaboración del Mapa de Zonas Áridas, Semiáridas y Subhúmedas de América Latina y el Caribe. CAZALAC.** Documentos Técnicos del PHI-LAC, pp. 48

Velasco, V.M; Mendoza, B; Velasco, G. (2011) **Estimating Total Solar Irradiance during the 21st century 2011.** arXiv:1111.2857v1, <http://arxiv.org/pdf/1111.2857v1.pdf> .

Velasco, G; Velasco, V; Kemper, N. (2014) **Natural Variability of Mexican Forest Fires.** Resumen de Memorias 40th COSPAR Scientific Assembly, 2-10 August, Moscow, Russia.

Velasco-Herrera, G; Kemper-Valverde, N; Pérez Moreno C. (2014) **Desarrollo de un sistema de monitoreo aeroespacial para el estudio de Incendios Forestales en México**, Revista de Ciencia e Ingeniería del Instituto Tecnológico Superior Coatzacoalcos, ISSN 2395-907X, Año 1, 1 enero-diciembre, p. 219-223

Velasco, Herrera V.M; Mendoza, B; Velasco Herrera, G. (2015) **Reconstruction and Prediction of the Total Solar Irradiance From the Medieval Warm Period to the 21st century**. New Astronomy, ISSN: 1384-1076, 34, January 2015, p. 221-233.

Velasco-Herrera, G. (2015). **On the Decadal Variability in the Mexican Forest Fires**. Journal Advances in space research (en 2ª revisión).

Verde J, Zêzere J. L. (2007) **Avaliação da perigosidade de incêndio florestal**. Actas do VI Congresso da Geografia Portuguesa, Universidade Nova de Lisboa, Outubro, p. 17-19.

Wiener, N. (1928) **The spectrum of an arbitrary function**. Proc. Lond. Math. Soc. 2, p. 483–496.

Wood, S. N; Augustin, N. H; (2002). **GAMs with integrated model selection using penalized regression splines and applications to environmental modelling**. Ecological Modelling, 157 (2-3), p. 157-177.

Zea, Bermudez P; Mendes, J; Pereira, J; Turkman, K. F; Vasconcelos M. (2009). **Spatial and temporal extremes of wildfire sizes in Portugal (1984-2004)**. International Journal of Wildland Fires, 18, p. 983-991.