
Semáforo para estimar el riesgo de roya en cafetales: una propuesta basada en series de tiempo

An Early Warning Light System to Estimate Coffee Rust Risk: A Proposal Based on Time Series

Wulfrano Arturo Luna-Ramírez,¹ Gustavo Ortiz-Hernández,² Arnol Reyes-Rosales³ y Nancy Araceli Olivares Ruiz⁴

Sumario: 1. Introducción, 2. Planteamiento del problema, 2.1 La roya del café, 2.2 Series de tiempo, 3. Trabajo relacionado, 4. Modelado del semáforo de la roya del café, 4.1 Datos y preprocesamiento, 4.2 Semáforo de la roya del café, 5. Pruebas y resultados, 5.1 Descripción de los experimentos, 5.2 Comparación de modelos, 6. Discusión, 7. Conclusiones, 8. Trabajos futuros, Bibliografía

Resumen

La aplicación del análisis de datos y la inteligencia artificial a la agricultura es crucial para mejorar la producción. En particular, la detección de condiciones de aparición de enfermedades que afectan cultivos provee beneficios económicos, productivos y sociales, orientados hacia la sostenibilidad. En este trabajo se reporta la aplicación de análisis de series de tiempo en datos reales recolectados in situ en fincas cafetaleras del estado de Veracruz, México, con el fin de estimar el riesgo de aparición del hongo causante de la roya amarilla del cafeto con base en las variables de temperatura y humedad relativa y, así, optimizar la aplicación de productos para prevenir la roya. Las alertas se presentan utilizando un código de colores al estilo de los semáforos de riesgo sanitario, que van del rojo al verde para representar los grados de presencia de condiciones de roya en los datos analizados.

Palabras clave: Roya del cafeto, series de tiempo, prophet, inteligencia artificial aplicada a la agricultura.

¹ Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Cuajimalpa Santa Fe. Cuajimalpa de Morelos, Ciudad de México. wluna,2153067640@cua.uam.mx; <http://hermes.cua.uam.mx/>; Vinculado al Proyecto de Investigación: Sistema de Riesgo Personal Basado en Agentes Autónomos (UAM-Cuajimalpa, clave DCCD. TI.PI-64). <http://dccd.cua.uam.mx/repositorio/proyectosinvestigacion.php>

² Universidad Veracruzana, Facultad de Contaduría y Administración, Xalapa, México. gustortiz,nolivares@uv.mx

³ Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Cuajimalpa Santa Fe. Cuajimalpa de Morelos, Ciudad de México.

⁴ Universidad Veracruzana, Facultad de Contaduría y Administración, Xalapa, México.

Abstract

Artificial Intelligence applied to agriculture contributes to better results and increases harvest's productivity. Particularly, the detection of conditions favoring diseases that affect crops is crucial to obtain competitiveness and socio-economic benefits. This paper reports the application of Time Series analysis to estimate the risk of having the fungus of coffee rust based on the variables of temperature and relative humidity present in data collected in situ from coffee farms in Veracruz, Mexico. The coffee rust alerts are presented using a color coding resembling traffic lights, ranging from red to green representing the degrees of presence of rust conditions in the analyzed data.

Keywords: Coffee rust, time series analysis, artificial intelligence applied to agriculture, prophet.

1. Introducción

El café (*Coffea arabica* L.) se considera un elemento de consumo fundamental a lo largo del globo (Gotteland & De Pablo, 2007). Su producción conforma uno de los principales productos comercializados en el mercado mundial. Más de 80 países lo cultivan en sus diferentes tipos, de los cuales poco más de 50 son exportadores, con un ingreso anual superior a los 15 mil millones de dólares. Es la fuente de trabajo a más de 20 millones de personas en todo el mundo (Pérez, et al., 2015; SADER, 2018).

La planta del cafeto llegó a México en 1796 en la región de Córdoba, Veracruz (Ortiz, 2018). Gracias a su topografía, altura, climas y suelos, en el país se permite cultivar variedades de café de excelente calidad, como la variedad *coffea arabica*. Actualmente, en México se emplean más de 500 mil productores de 15 entidades federativas y 480 municipios, para la industria del café. Chiapas conforma el principal estado productor (aporta el 41.0%), seguido de Veracruz con el 24.0% y Puebla con el 15.3%. El porcentaje restante se distribuye en diferentes estados. En total, México se encuentra en el 11° lugar mundial en cuanto a la producción del aromático, con una exportación de 28,000 toneladas anuales. El café representa el 0.66% del PIB agrícola nacional, y representa el 3.24% del total de la superficie cultivada de café orgánico en el mundo (SADER, 2018).

En los últimos años, el cambio climático se considera uno de los principales factores que afecta el rendimiento de la cafeticultura. Los cambios meteorológicos que ocurren durante las diferentes etapas fenológicas del cultivo pueden aumentar o reducir su productividad, por los procesos fisiológicos en la plantación.

Obtener información de las diferentes etapas del desarrollo y el rendimiento del cultivo permite monitorear las condiciones y cuantificar el efecto que pudiera generar y así prever el comportamiento de su proceso productivo, con el fin de planificar y optimizar el uso de los recursos técnicos, humanos y financieros hacia prácticas de manejo más sostenibles.

En la zona central del estado de Veracruz existen alrededor de 85 mil cafetaleros que cultivan aproximadamente 140 mil hectáreas. A pesar de su relevancia (histórica, económica, social, ambiental y cultural), el sector ha estado inmerso en crisis recurrentes, provocadas por diversos factores, siendo uno de los principales, la epidemia de plagas como la roya amarilla del café. Lo anterior, ha provocado un desinterés o incluso el abandono de las fincas, que pone en peligro la permanencia del cultivo (Ortiz, 2018), sobre todo en el sector de los pequeños productores, quienes utilizan técnicas menos intensivas, y más sostenibles de manejo del cultivo: agroecosistemas de café bajo sombra, los cuales se han convertido en importantes nichos ecológicos, gracias a todas las prestaciones ambientales que los mismos ofrecen, i.e., depósitos de CO₂, albergue de aves y múltiples especies, conservación de suelo, etcétera.

Otro factor que ha sido determinante es el cambio climático, el cual genera incertidumbre durante la producción del grano. La falta de preparación de los involucrados, su bajo nivel de organización, el abandono institucional, el escaso apoyo a la investigación, el bajo uso de tecnologías y la combinación con otras dinámicas sociales, políticas y económicas, provoca que las nuevas generaciones se vayan alejando del cultivo, lo que desarrolla una crisis en la producción de café (Ortiz, 2018).

El presente estudio realiza un análisis de datos de fincas cafetaleras del estado de Veracruz proporcionados por el Observatorio de Café de la Universidad Veracruzana. El objetivo fue analizar el efecto de condiciones ambientales en los cultivos, a través de un modelo de predicción basado en series de tiempo. Las variaciones meteorológicas que influyen en el desarrollo del cultivo consideradas son temperatura y humedad relativa. Con ellas, se implementaron funciones de correlación, a fin de conocer las circunstancias de riesgo asociadas con el cultivo, específicamente de la roya, uno de los principales problemas que afecta la producción del aromático.

Este trabajo está organizado como sigue: en la sección 1 se describe la problemática relacionada con la roya amarilla del café como plaga, y cómo las series de tiempo de variables climáticas han cobrado importancia para la toma de decisiones en el sector agrario; en la sección 2 se presenta el trabajo relacionado. La propuesta para establecer un semáforo de riesgo potencial de roya se desarrolla en la Sección 3; en la sección 4 se

muestran los resultados y estos se discuten en la sección 5; finalmente en las secciones 6 y 7 se presentan las conclusiones y trabajo futuro, respectivamente.

2. Planteamiento del problema

La planta de café puede ser dañada por diversas plagas y enfermedades, las cuales se ven favorecidas o inhibidas por condiciones climáticas específicas, determinadas principalmente por la temperatura y humedad relativa. Como consecuencia del cambio climático, estas plagas podrían incrementar su distribución en un intervalo altitudinal, contagiando plantaciones a un nivel global (Toniutti et al., 2018).

2.1 La roya del café

Las enfermedades del café que han tenido un impacto negativo, económico e histórico relevante son varias, entre las más importantes es posible mencionar aquellas que son derivadas de hongos como: i) la antracnosis (*Colletotrichum coffeanum*), que ocasiona manchas necróticas irregulares en hojas, flores y frutos, produciendo su caída prematura; ii) la mancha de hierro *Cercospora coffeicola*, la cual se puede identificar por la presencia de manchas necróticas circulares, desarrollo atrofiado de la planta que conduce a una defoliación prematura; iii) el ojo de gallo (*Mycena citricolor*), que afecta principalmente hojas y frutos originando su caída; y finalmente iv) la roya amarilla del café (*Hemileia vastatrix*), la cual representa el patógeno más devastador de *C. arabica* y que ha tenido un mayor impacto económico en las últimas décadas (Bromme, 2019; Silva et al., 2006; Burgiel & Muir, 2010).

La roya amarilla del café causa lesiones cloróticas en la parte inferior de las hojas, reduciendo el área fotosintética. En ataques severos puede ocurrir la defoliación, lo que lleva a la muerte de ramas, impactando de forma negativa en el rendimiento, lo que ocasiona pérdidas económicas para los agricultores, como sucedió en México en 2013 (Avelino et al., 2015). Al ser ocasionadas por hongos, todas estas enfermedades se ven favorecidas por altos índices de humedad y temperatura.

El clima es un factor importante en la incidencia y severidad de las enfermedades. Sin embargo, la tolerancia térmica de los hongos fitopatógenos es más amplia que la de *C. arábica*, que se desarrolla entre 18 y 21°C (Ruiz et al., 2013); de modo que, frecuentemente, los hongos fitopatógenos resienten menos la variabilidad climática que los cafetos. De acuerdo con el Servicio Nacional de Sanidad Inocuidad y Calidad Agroalimentaria (SENASICA) y de la Secretaría de Agricultura y Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación (SAGARPA), la roya puede llegar a presentar brotes de la enfermedad cuando las condiciones climáticas son favorables. De esta manera con los

datos registrados, la roya tiene un periodo de mayor incidencia en los meses de mayo, junio, julio, agosto, septiembre y octubre.

En la Figura 1 se puede apreciar el ciclo de las etapas fenológicas de la planta del café y la intersección del desarrollo de la roya en los meses que se presentan. Se destaca que la roya se desarrolla principalmente en los meses de mayo a octubre, mientras que, en los meses de enero, febrero, marzo, abril, noviembre y diciembre, la presencia de roya disminuye de manera considerable, gracias a las condiciones climáticas desfavorables para el desarrollo de la roya.

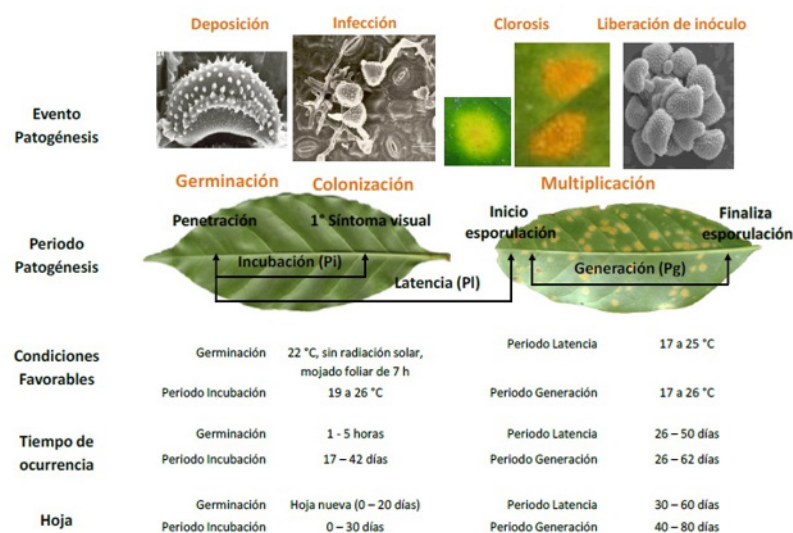


Figura 1. Ciclo biológico (patogénesis) de la roya del cafeto (*Hemileia vastatrix*) Créditos: Gabriela Calderón, 2012. En prensa.

Este proyecto aborda la problemática enfocada a la optimización de los recursos, v.gr., aplicación de productos químicos y otros manejos empleados para la prevención de daños en los cultivos de café causados por el hongo *Hemileia vastatrix* o roya amarilla, basado en el análisis de variables climáticas.

2.2 Series de tiempo

Los fenómenos meteorológicos son cambios o alteraciones que ocurren de manera natural, pero que tienen un impacto en los cultivos. Por ejemplo, de acuerdo con un estudio llevado a cabo por el Instituto del Medio Ambiente de la Universidad de Vermont, las áreas para la producción del café se reducirían entre un 73% y 88% para 2050 (Infobae, 2017). En México, las entidades federativas Veracruz, Chiapas y Oaxaca han tenido baja producción, debido a los cambios meteorológicos. En el estado de Veracruz se ha disminuido el 30.8% respecto a la cosecha de años anteriores (Pérez et al., 2015).

En el trabajo realizado por Gay y otros (2018) se reporta que las condiciones ambientales son el principal factor para la producción de café, y muestra como resultado que los cambios de las condiciones meteorológicas pueden causar una reducción considerable en el rendimiento de cafetales.

En la actualidad, el desarrollo y la innovación tecnológica facilitan una gran diversidad de herramientas computacionales que permiten procesar y/o analizar variables para implementar métodos innovadores para exponer posibles escenarios invisibles o difíciles de predecir de manera cotidiana.

Las series de tiempo (ST) han sido utilizadas como herramientas para solventar la toma de decisiones, pues con ellas se evalúa el efecto de una política sobre una variable, sus cambios con el tiempo, y/o la distancia mediante un modelo estadístico de su comportamiento, lo que permite estimar sus valores futuros y así aportar criterios que contribuyan a disminuir la incertidumbre (Liptak & Motis, 2017).

El objetivo general del proyecto fue el desarrollo de un modelo basado en ST que permitiera, con base en un conjunto de indicadores y métricas de interés, monitorear las circunstancias de riesgo para el cultivo del café.

3. Trabajo relacionado

Es de creciente interés en la comunidad científica abordar el problema de la detección temprana de plagas y enfermedades que puedan garantizar la seguridad alimentaria. Múltiples trabajos han analizado el impacto del cambio climático en el desarrollo de plagas y enfermedades en los cultivos (Eastburn et al., 2011; Newberry et al., 2016).

Con la preocupación de que el área de influencia de ciertas plagas y enfermedades de importancia económica extiendan sus rangos latitudinales a un nivel global, se han dirigido múltiples esfuerzos de investigación hacia la predicción y despliegue de alertas tempranas de riesgos fitosanitarios que involucren enfermedades de cultivos.

Existen diversos enfoques para la predicción de enfermedades y plagas en los cultivos, algunas basadas en percepción remota (Kim et al., 2014; Cabrera et al., 2020; Wang & Ma, 2011); otras en el análisis de variables climáticas (Sannakki et al., 2013; Kaur & Kaur, 2018).

Este trabajo adopta este último enfoque, para lo que utiliza la temperatura y la humedad relativa muestreadas en fincas cafetaleras a través de sensores *in situ*. Además, la

propuesta añade a la estimación un método de alerta basado en un semáforo que reporta el riesgo diferenciado por colores, según el grado de estimación de la presencia de este en los datos analizados.

4. Modelado del semáforo de la roya del café

Para determinar si se presentan o no, las condiciones climáticas favorables para el desarrollo de la roya, se analizaron los bancos de datos (BD) proporcionados por Observacafé¹ en formato CSV y XLSX. Estos BD están conformados por un total de 8 archivos, los cuales concentran las lecturas recopiladas por ocho estaciones climáticas diferentes.

Cada una de estas estaciones registra lecturas automáticas de sus sensores cada 15 minutos, percibiendo variables de interés, v.gr.: temperatura, punto de rocío, radiación solar, dirección del viento y humedad relativa. El análisis de los datos se realizó mediante el lenguaje de programación Python, por su amplia gama de módulos y bibliotecas de propósito general de uso libre y abierto.

4.1 Datos y preprocesamiento

Se llevó a cabo una serie de acciones para curar los datos: renombrar variables usando símbolos válidos para la sintaxis de Python, rectificación de formato de fecha, y otras variables. Además, se identificaron un máximo de 3 datos faltantes para todas las variables en cada base de datos (considerando lecturas continuas cada 15 minutos). Para completar esos datos faltantes se obtiene la mediana entre la lectura anterior y la posterior, en todos los casos.

Para construir el modelo de predicción de este estudio de riesgo de roya, se realizó una partición de las BD para obtener conjuntos de prueba P y entrenamiento E. Por lo general, en modelos de predicción, P corresponde al 80% y E al 20%, pero es importante aclarar que en este trabajo se ajustaron a los siguientes porcentajes: P corresponde al 3% mientras que E es equivalente al 97%. Esto se debe a la naturaleza estacional de los datos.

Por ejemplo, dado un BD que contenga alrededor de 9 meses de registros, el 80% de los datos de predicción equivalen a casi 2 meses de registros; por lo que los registros anuales impactan en la curva de predicción, pues después de 20 días esta se desvía considerablemente (no hay datos que indiquen presencia de roya).

1 <https://www.uv.mx/observacafe/>

Con el fin de lograr un pronóstico con un buen nivel de confianza se planteó realizar predicciones para una semana, esto equivale aproximadamente al 3% de los datos en la BD. Para efectos prácticos, la predicción de riesgo de desarrollo de roya, con un margen de 24 a 48 horas ya es considerablemente útil para la toma de decisiones y manejo del cultivo de café.

4.2 Semáforo de la roya del café

Con el fin de estimar el riesgo potencial de desarrollo de roya en los BD bajo análisis, se consideraron los registros donde los indicadores de temperatura (T) y humedad relativa (HR) se encontraron dentro de los siguientes umbrales:

- $25^{\circ} T \geq 22^{\circ}$
- $HR \geq 95\%$

Posteriormente, para determinar el color del semáforo de riesgo se mide el tiempo D durante el cual se mantienen estas condiciones (1 hora equivale a 4 registros consecutivos en la ST). Los niveles de riesgo se definen en la siguiente función de decisión para el semáforo, donde el color rojo indica un mayor riesgo y el verde, un menor riesgo:

Tiempo D	Semáforo
$D \geq 5 \text{ h}$	rojo
$D \geq 4 \text{ h y } D < 5 \text{ h}$	ámbar
$D \geq 3 \text{ h y } D < 2 \text{ h}$	amarillo
$D \leq 2 \text{ h}$	verde

5. Pruebas y resultados

5.1 Descripción de los experimentos

Para obtener las estimaciones de la roya en los BD utilizados, se aplicó el modelo PROPHET. Como paso previo a la experimentación y en aras de comparar su efectividad, se comparó con otros modelos de ST: AUTORIMA y SARIMAX. Tras realizar esta comparación, se encontró que PROPHET brinda los mejores resultados. En la siguiente subsección se amplía la comparación entre los tres modelos.

5.2 Comparación de modelos

Para la obtención de los pronósticos se emplearon los modelos AUTORIMA, SARIMAX y

PROPHET. Este último se aplicó en 2 versiones, la primera con la configuración estándar (*PROPHET*); la segunda (*PROPHET_a*), corresponde a un ajuste de los parámetros para adaptarse a la temporalidad necesaria en la observación de presencia de la roya.

AUTORIMA se utilizó con los parámetros 2, 1, 3 para p, q, d , respectivamente. En tanto que *SARIMAX* se utilizó con un orden 2, 1, 4 y un orden estacional de (0, 0, 0, 1). Finalmente, *PROPHET* se aplicó con 306 períodos y *PROPHET_a* orientado a obtener pronósticos, a una frecuencia de 15 minutos a 672 períodos, con un nivel de confianza del 95 %.

Esto equivale a contar aproximadamente con una semana de proyección, que se ajusta a la escala de tiempo necesaria para verificar la presencia de la roya. En la Figura 2 se muestran los resultados obtenidos con los tres modelos en el pronóstico de T con la BD1. Como se puede ver en la Figura 2, *PROPHET_a* correspondiente a la línea verde es el modelo que mejor se comporta frente a P .

En la Tabla 1 se observan las raíces cuadradas del error cuadrático medio de los modelos (RMSE). De esta forma, se utilizó *PROPHET_a* para estimar la presencia de roya en las BD disponibles. A continuación, se muestran los resultados obtenidos con algunos de ellos para las variables T y HR ; por espacio, sólo se incluyen los BD 1 y 8, que son los que tienen el menor y el mayor tamaño, respectivamente.

RMSE	<u>Autoarima</u>	5.185785354638075
RMSE	SARIMAX	4.345715131697017
RMSE	Prophet1	6.625912876810246
RMSE	Prophet (ajustado) :	2.8225600849465

Tabla 1. Error cuadrático de los modelos comparados (RMSE)

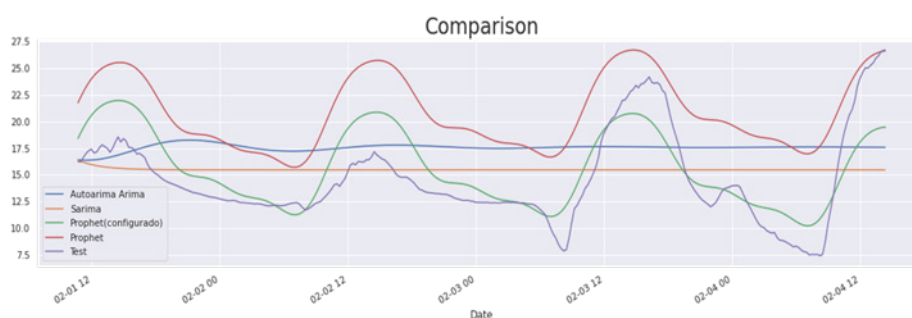


Figura 2. Resultados de la comparación de modelos ARIMA, SARIMAX, *PROPHET* y *PROPHET_a* (configurado) para el BD1 en la estimación de T .

Los resultados obtenidos a partir del *BD1* se muestran en la Figura 3, se grafican las estimaciones para *T* y *HR*, en el *BD1*, respectivamente. Se muestra con negro los registros totales [21, 716] correspondientes al lapso completo del año 2020. Inicio: 2020-03-12 13:00:00. Final: 2020-10-24 16:15:00. En azul fuerte se muestra la predicción con un 95 % nivel de confianza, mientras que el color azul claro indica una predicción con un margen del 5 % de error.

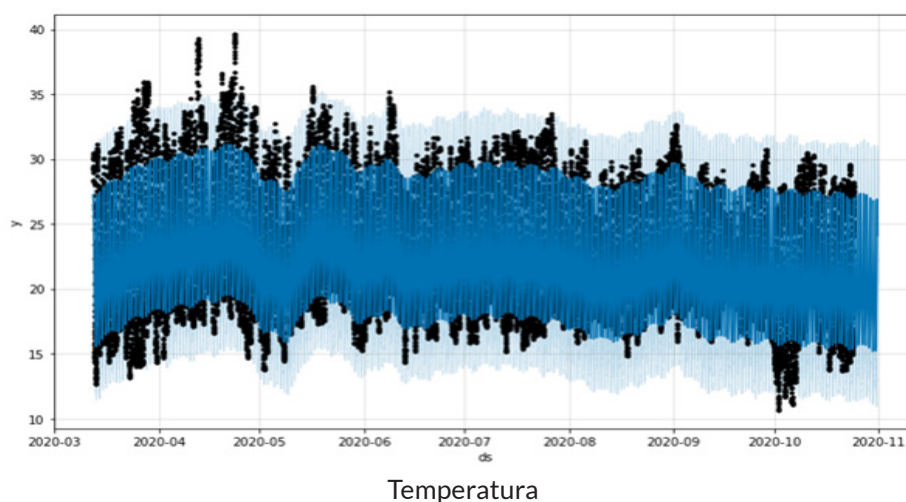
Los resultados obtenidos a partir del *BD8* se muestran en la Figura 4, se grafican las estimaciones para *T* y *HR* en el *BD8*. Se muestra con negro los registros totales [10, 192] correspondiente al lapso completo de los años 2018, 2019, 2020 y 2021.

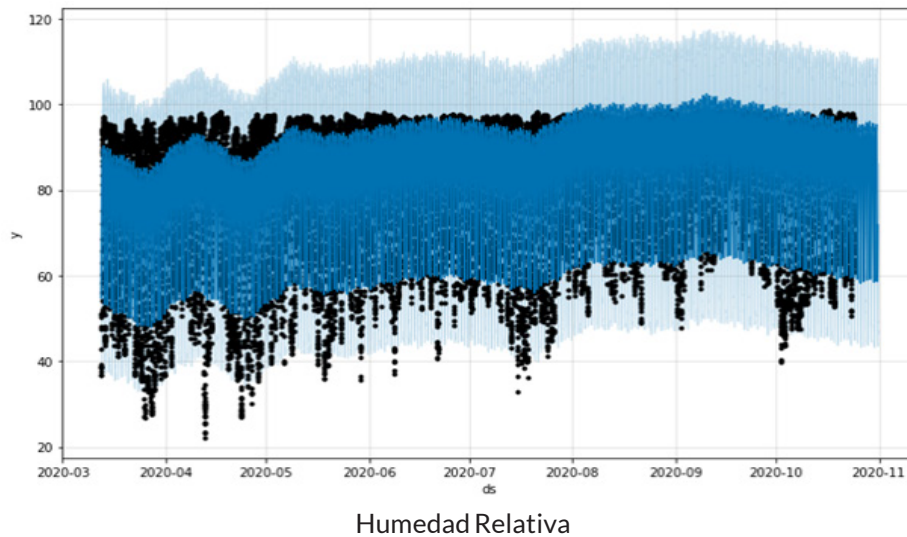
Inicio: 2018-07-10 11:00:00. Final: 2021-02-04 12:15:00. En azul fuerte se muestra la predicción con un 95 % de nivel de confianza, mientras que el color azul claro indica una predicción con un margen del 5 % de error.

Un resumen general de los resultados de la aplicación del semáforo a las 8 *BD* se puede ver en la Tabla 2. En la columna Alertas se muestran los casos cuando se tienen valores activos tras aplicar el semáforo a los datos. Para explicar mejor el comportamiento de las alertas, en la Tabla 3 se muestra una organización de las alertas por mes de incidencia para aquellas *BD* que las presentaron.

Finalmente, en la Tabla 4 se ilustra la aplicación completa de la función semáforo al *BD8*, el más proclive a arrojar alertas de roya. Las categorizaciones de las alertas corresponden a los indicadores de roya, cuya incidencia se da bajo las siguientes condiciones: temperatura (*T*) de 22-25 °C con una humedad relativa (*HR*) de 95% en adelante.

Figura 3. Estimación de *T* y *HR* en el *BD1*





Además de las variables de T y HR , también existen rangos definidos de tiempo.

De esta forma, para categorizar una lectura como alerta y asignarle un color de semáforo, se considera que 5 horas de condiciones de roya (equivalente a 20 registros consecutivos de lecturas con estas condiciones), corresponden a una alerta roja; 4 horas de condiciones de roya (16 registros consecutivos), representan una alerta ámbar; para 3 horas (12 registros consecutivos) corresponden a una alerta amarilla.

Por último, más de 1 hora y un máximo de 2 horas de condiciones climáticas definidas para el desarrollo de la roya (4 a 8 registros consecutivos), denotan una alerta verde.

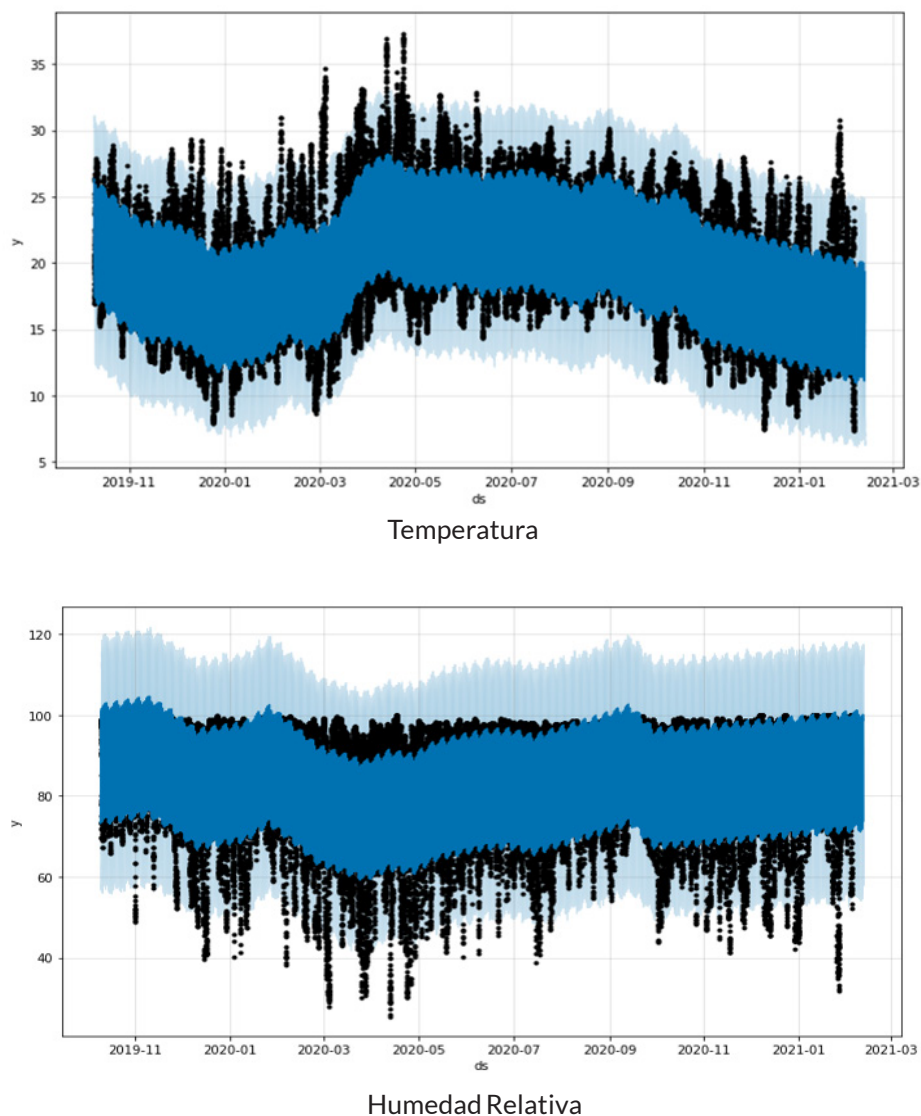
6. Discusión

El proyecto aquí presentado muestra la aplicación de modelos de ST, en particular *PROPHET*, para la estimación de condiciones favorables para la aparición de roya usando datos reales.

En los resultados obtenidos (ver Tablas 2 y 3) se puede apreciar que el modelo estimado encuentra alertas en los datos. En contraparte de los datos con presencia de condiciones de roya, se puede verificar en la Tabla 2 que los datos contenidos en *BD2*, *BD4*, *BD5* y *BD6* no cuentan con alertas, mientras que *BD1*, *BD3*, *BD7* y *BD8* sí.

También se puede apreciar que, entre los BD con alertas, el que cuenta con menos alertas es *BD1* con 8 alertas mientras que para *BD8* cuenta con 69 alertas. Esto se debe a que *BD1* tiene menos de un año de registros, mientras que *BD8* cuenta con mayor número de ellos.

Figura 4. Estimación de T y HR en el BD8



De esta forma, la Tabla 3, donde se muestra un resumen de registros y años contenidos en cada BD, permite ver aquellas BD con menos alertas con de las que poseen menos datos debido a la naturaleza estacional de las condiciones de la roya del cafeto.

Los resultados obtenidos son congruentes con la fenología de la roya, pues el riesgo del desarrollo del hongo causante de esta se debe a condiciones climáticas favorables que sólo se presenta en los meses de mayo, junio, julio, agosto, septiembre y octubre, mientras que en los meses de enero, febrero, marzo, abril, noviembre y diciembre dichas

condiciones disminuyen, por lo que en el experimento no se encontraron alertas en los meses correspondientes.

Tabla 2. Resultados de la aplicación del semáforo de la roya en los 8 BD

BD	Alertas
BD1	8
BD2	0
BD3	14
BD4	0
BD5	0
BD6	0
BD7	38
BD8	69

Tabla 3. Alertas por cada BD por mes de incidencia

Riesgo de roya				
Banco de Datos	BD1	BD 3	BD7	BD8
Años registrados	[2020]	[2020, 2021]	[2019, 2020, 2021]	[2018, 2019, 2020, 2021]
[1] Enero	0	0	0	0
[2] febrero	0	0	0	0
[3] Marzo	0	0	0	0
[4] Abril	0	0	0	0
[5] Mayo	0	0	0	10
[6] Junio	2	0	2	12
[7] Julio	0	0	0	0
[8] Agosto	4	0	5	5
[9] Septiembre	2	0	2	2
[10] Octubre	0	14	29	40
[11] Noviembre	0	0	0	0
[12] Diciembre	0	0	0	0
Total	8	14	38	69

Tabla 4. Categorías de colores resultantes de aplicar el semáforo de la roya al BD8

DB8	Finca_Guadalupe_Estac_HOBO_Datos						
¡Total, de Alertas!	Años registrados	Semáfor o	Total	Coincidencias			
69	[2018, 2019, 2020, 2021]			2018	2019	2020	2021
		Rojo	1	0	1	0	0
		Ámbar	4	0	4	0	0
		Amarillo	14	2	12	0	0
		Verde	50	9	32	9	0
		Total	69	11	49	9	0

7. Conclusiones

Este proyecto implementa un modelo basado en ST que permitió, a partir de un conjunto de indicadores y métricas de interés, monitorear las circunstancias de riesgo para el cultivo del café. Requirió de un preprocesamiento de los datos obtenidos in situ y proporcionados por Observacafé, provenientes de fincas situadas en el estado de Veracruz. Con los datos preprocesados se seleccionó un modelo PROPHET; posteriormente, se buscó la mejor configuración de parámetros del mismo PROPHETa, para realizar una predicción con el mejor nivel de confianza. Finalmente, se aplicó una función de etiquetado tipo semáforo a las predicciones para determinar si se encontraba algún riesgo de roya y en su caso permitir al productor tomar las medidas más sostenibles de manejo correspondiente para la prevención de la roya, de tal manera que los recursos sean optimizados, v.gr.: evitar realizar aplicaciones de productos de precios considerables en momentos innecesarios.

8. Trabajos futuros

El desarrollo del prototipo para el monitoreo de riesgos en tiempo real para el cultivo de café, se encuentra en fase de construcción. Se tiene previsto que en poco tiempo se encuentre disponible en línea. En consecuencia, se encuentran áreas de mejora y trabajos a futuro, como se lista a continuación:

- Utilizar otros modelos de ST para realizar las estimaciones y probar distintos algoritmos de predicción.
- Mejorar la estimación de los indicadores de incidencia de la roya, para casos situados o tomando en cuenta condiciones meteorológicas particulares de cada zona.
- Habilitar la herramienta para trabajar con lecturas de sensores in situ en tiempo real.
- Almacenar los modelos ya entrenados para aplicarlos a otros datos
- Visualización del comportamiento de los resultados de las predicciones.
- Aumentar la información del dominio para considerar más datos agronómicos que pudieran beneficiar la estimación de la incidencia de roya en cafetales.

Bibliografía

- Infobae. (2017). El cambio climático pondría en peligro las zonas de cultivos de café. Infobae. <https://www.infobae.com/economia/rse/2017/09/20/el-cambio-climatico-pondria-en-peligro-las-zonas-de-cultivos-de-cafe/>
- Secretaría De Agricultura y Desarrollo Rural. (2018.). México, onceavo productor mundial de café. gob.mx. <https://www.gob.mx/agricultura/es/articulos/mexico-onceavo-productor-mundial-de-cafe?idiom=es>
- Avelino, J., Cristancho, M., Georgiou, S., Imbach, P., Aguilar, L., Bornemann, G., Läderach, P., Anzueto, F., Hruska, A. J., & Morales, C. S. (2015). The coffee rust crises in Colombia and Central America (2008–2013): impacts, plausible causes and proposed solutions. *Food Security*, 7(2), 303–321. <https://doi.org/10.1007/s12571-015-0446-9>
- Broome, B. (2019). Roya del cafeto henukeia vastatrix. SENASICA. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/466534/9._Aviso_P_blico_Roya_del_cafetov2.pdf
- Burgiel, W. & Muir, A. (2010). Invasive Species, Climate Change and Ecosystem-Based Adaptation: Addressing Multiple Drivers of Global Change Global Invasive Species Programme.
- Cabrera, C., Ramirez, L., Prieto, F.A. (2020). Spectral analysis for the early detection of anthracnose in fruits of sugar mango (*mangifera indica*). *Computers and Electronics in Agriculture* 173, 105357.
- Eastburn, D.M., McElrone, A.J., Bilgin, D.D. (2011). Influence of atmospheric and climatic change on plant–pathogen interactions. *Plant Pathology* 60(1), 54– 69.
- Gotteland, M., de Pablo V, S. (2007). Algunas verdades sobre el café. *Revista chilena de nutrición*. (4) 105 – 115.
- Kaur, D., Kaur, M. (2018) Prediction of plant disease from weather forecasting using data mining.
- Kim, Y.H., Yoo, S.J., Gu, Y.H., Lim, J.H., Han, D., Baik, S.W. (2014) Crop pests prediction method using regression and machine learning technology: Survey. *IERI Procedia* 6, 52–56. [10.1016/j.ieri.2014.03.009](https://doi.org/10.1016/j.ieri.2014.03.009)
- Liptak, C. & Motis, T. (2017). Monitoreo de cultivos para la detección temprana de plagas de insectos. *ECHO Notas de desarrollo* (136).
- Newbery, F., Qi, A., & Fitt, B. D. (2016). Modelling impacts of climate change on arable crop diseases: progress, challenges and applications. *Current Opinion In Plant Biology*, 32, 101–109. <https://doi.org/10.1016/j.pbi.2016.07.002>
- Ortiz Ceballos, G. (2018). Creación del Observatorio de la Cafeticultura Veracruzana (Observa-café). *UVserva*, (3). <https://doi.org/10.25009/uvs.v0i3.2526>
- Perez- Soto, F., Godínez Montoya, L., Figueroa-Hernandez, E. (2015). La producción y el consumo de café. Editorial ECORFAN.

- Ruiz, J. A., Medina, G., González, I. J., Flores, H. E., Ramírez, G., Ortiz, C., Byerly, K. F., & Martinez, R. A. (2013). . Requerimientos agroecológicos de cultivos. Segunda Edición. Libro Técnico Núm. 3. INIFAP. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias-CIRPAC-Campo Experimental Centro Altos de Jalisco. Tepatitlán de Morelos, Jalisco, México. 564 p.
- Sannakki, S.S., Rajpurohit, V.S., Sumira, F., & Venkatesh, H. (2013). A neural network approach for disease forecasting in grapes using weather parameters. 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT), 1-5.
- Silva, M., Varzea, V., Guerra, L., Azinheira, H., Fernandez, D., Petitot, A., Bertrand, B., Lashermes, P., & Nicole, M. (2006). Coffee resistance to the main diseases: Leaf rust and coffee berry disease. *Brazilian Journal of Plant Physiology*. 18.
- Toniutti, L., Breitler, J.C., Etienne, H., Campa, C., Doulbeau, S., Urban, L., Lambot, C., Pinilla, J.C.H., Bertrand, B. (2017). Influence of environmental conditions and genetic background of arabica coffee (*C. arabica* L.) on leaf rust (*Hemileia vastatrix*) pathogenesis. *Frontiers in Plant Science* 8.
- Wang, H., Ma, Z. (2011). Prediction of wheat stripe rust based on a support vector machine. In: 2011 Seventh International Conference on Natural Computation. 378-382.