

Semáforo para estimar el riesgo de roya en cafetales: una propuesta basada en Series de Tiempo^{*}

Wulfrano Arturo Luna-Ramírez¹, Gustavo Ortiz-Hernández², Arnol Reyes Rosales¹, and Gustavo Celestino Ortiz Ceballos²

¹ Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Cuajimalpa
Santa Fe. Cuajimalpa de Morelos, Ciudad de México
{wluna,2153067640}@cua.uam.mx
<http://hermes.cua.uam.mx/>

² Universidad Veracruzana, Facultad de Ciencias Agrícolas,
Xalapa, México.
{gustortiz,gusortiz}@uv.mx
<http://uv.mx/>

Abstract. 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.

En este trabajo se reporta la aplicación de análisis de Series de Tiempo en datos reales colectados *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 del café con base en las variables de temperatura y humedad relativa. 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.

Keywords: Roya del café · Análisis de Series de Tiempo · Inteligencia Artificial aplicada a la agricultura · Prophet · Python.

Abstract. Artificial Intelligence applied to agriculture contributes to get better results and increase harvest's productivity. Particularly, the detection of conditions favouring 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 the County of Veracruz, Mexico, . The coffee rust alerts are presented using a color coding resembling traffic lights, ranging from

^{*} Viculado 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/proyectos_investigacion.php

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 · Python.

1 Introducción

El café (*Coffea arabica* L.) se considera un elemento de consumo fundamental a lo largo del globo [8]. 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 y es la fuente de trabajo a más de 20 millones de personas en todo el mundo [14,2].

La planta del cafeto llegó a México en el año de 1796 en la región de Córdoba Veracruz [13] por su topografía, altura, climas y suelos en el país se permite cultivar variedades de café de excelente calidad, como la especie. Actualmente, en el país se emplea a más de 500 mil productores de 15 entidades federativas y 480 municipios. 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 11o lugar mundial en cuanto a la producción del aromáticos, 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 [2].

El cambio climático se considera como uno de los principales factores que afectan el rendimiento de la cafeticultura. Los cambios meteorológicos que ocurren durante las diferentes etapas del cultivo pueden aumentar o reducir su productividad en 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, así, se puede prever el comportamiento de su proceso productivo con el fin de planificar y optimizar el uso de los recursos técnicos, humanos y financieros.

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, cultural), el sector ha estado inmerso en crisis recurrentes, lo que provoca un desinterés o incluso el abandono de las fincas, lo que pone en peligro la permanencia del cultivo [13], el cambio climático forma parte de una incertidumbre desarrollada 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 [13].

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 al cultivo, específicamente de la roya, uno de los principales problemas asociados con la producción de este producto.

Este trabajo está organizado como sigue: en la Sección 1 se describe la problemática relacionada con la roya del café como plaga, y como la Series de Tiempo de variables climáticas han cobrado importancia para la toma decisiones en el sector agrario; en la Sección 2.3 se presenta el trabajo relacionado; nuestra propuesta para establecer un semáforo de riesgo potencial de roya se desarrolla en la Sección 3; en la Sección 4.2 se muestran los resultados y se discuten en la Sección 5.2; finalmente en la Sección 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, e.g., temperatura y humedad. Como consecuencia del cambio climático, estas plagas podrían incrementar su distribución en un intervalo altitudinal, contagiando plantaciones a un nivel global [18].

2.1 La roya del café

Las enfermedades del café que han tenido un impacto económico histórico importante son varias, entre las más relevantes podemos mencionar aquellas que son derivadas de hongos como: i) la antracnosis (*Colletotrichum coffeanum*), ocasiona manchas necróticas irregulares en hojas, flores y frutos, produciendo su caída prematura; ii) la mancha de hierro *Cercospora coffeicola*, la cual se puede indentificar por la presencia de manchas necróticas circulares, desarrollo atrofiado de la planta que conducen 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 del café (*H. vastatrix*), la cual representa el patógeno más devastador de *C. arabica* y que ha tenido un mayor impacto económico en las últimas décadas [4,17,5]. . 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 el 2013 [3]. Todas estas enfermedades al ser ocasionadas por hongos 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 [15]; de modo que, frecuentemente, los hongos fitopatógenos resienten menos la variabilidad climática que los cafetos.

De acuerdo al Servicio Nacional de Sanidad Inocuidad y Calidad Agroalimentaria (SENASICA) y de Secretaria 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 acuerdo 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 presenta. Se puede apreciar 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.

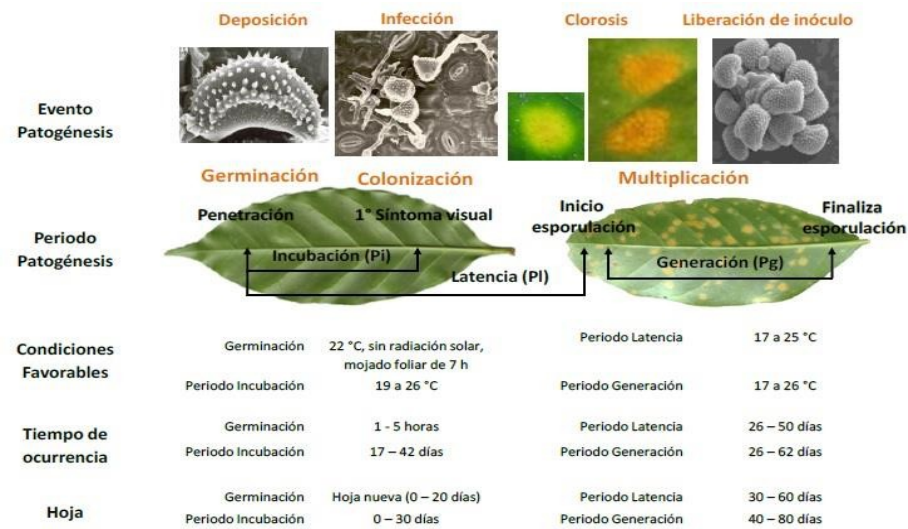


Fig. 1. Fenología de la Roya del cafeto

Este proyecto aborda la problemática enfocada a la prevención de daños a cultivos de café causados por el hongo conocido como roya amarilla (*Hemileia vastatrix*), basado en el análisis de variables climáticas.

2.2 Series de Tiempo

Los fenómenos meteorológicos son cambios o alteraciones que ocurren de manera natural. Un estudio llevado a cabo por el Instituto del Medio Ambiente de la Universidad de Vermont, menciona que las áreas para la producción del café se reducirían entre un 73% y 88% para 2050 [1].

En México, las entidades federativas de Veracruz, Chiapas y Oaxaca, han tenido baja producción, debido a los cambios meteorológicos, en el estado de Veracruz se ha disminuido el 30.8% con respecto a la cosecha de años anteriores [14]. Gay et al., 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 [2]. 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 orientar la toma de decisiones pues con ellas se evalúa el efecto de una política sobre una variable, sus cambios con el tiempo 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 [11].

2.3 Objetivo

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 [7,12]. 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 [10,6,19]; otros en el análisis de variables climáticas [16,9]. Este trabajo adopta este último enfoque, para lo que utiliza la temperatura y la humedad relativa medidas en fincas cafetaleras a través de sensores *in situ*, además, la propuesta añade a la estimación un método de alerta basada en un semáforo que reporta el riesgo diferenciado por colores según el grado de estimación de la presencia de éste 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) proporcionadas

por Observacafé³ en formato CSV y XLSX. Esta base de datos está conformada por un total de 8 archivos, los cuales concentran los las lecturas recopiladas por 8 estaciones climáticas diferentes. Cada una de estas estaciones registra lecturas de sus sensores cada 15 minutos, percibiendo variables de interés, e.g., 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, e.g., 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 nuestro modelo de predicción 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 ésta se desvía considerablemente (no hay datos que indiquen presencia de roya). 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 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 serie de tiempo). Los niveles de riesgo se definen en

³ <https://www.uv.mx/observacafe/>

la función semáforo (c.f. Ecuación 1), dónde el color rojo indica un mayor riesgo y verde un menor riesgo.

$$\text{semáforo} \begin{cases} \text{rojo,} & \text{if } D \geq 5\text{hrs} \\ \text{ámbar,} & \text{if } 5 > D \geq 4\text{hrs} \\ \text{amarillo,} & \text{if } 4 > D \geq 3\text{hrs} \\ \text{verde,} & \text{otro caso} \end{cases} \quad (1)$$

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*, *SARIMAX*. Tras realizar esta comparación, se determinó que *PROPHET* brindaba 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*. Éste último se aplicó en 2 versiones, la segunda corresponde a un ajuste de los parámetros para ajustarse 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

Table 1. Error cuadrático de los modelos comparados *RMSE*.

<i>AUTOARIMA</i>	<i>SARIMAX</i>	<i>PROPHET</i>	<i>PROPHET_a</i>
5.1857	4.3457	6.6259	2.8225

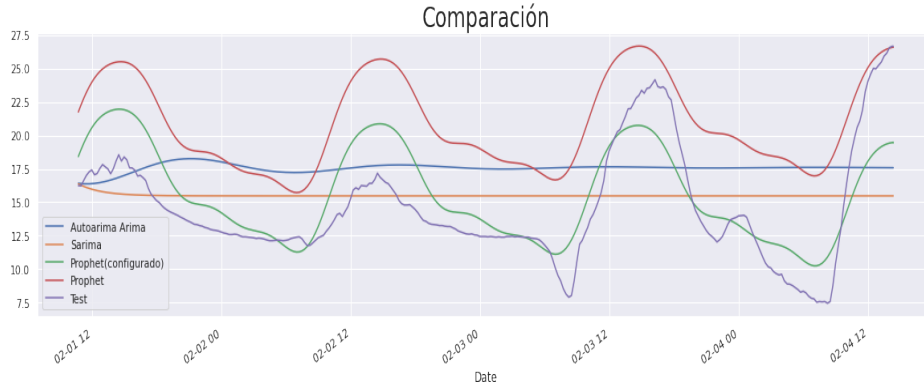


Fig. 2. Resultados de la comparación de modelos ARIMA, SARIMAX, PROPHET y PROPHET ajustado para el BD1 para estimar T .

presencia de roya en los 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.

BD1 En la Figura 3 se muestran los resultados de estimar 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% de confianza, mientras que el color azul claro indica una predicción con un margen del 5% de error.

BD8 En la Figura 4 se muestran los resultados de estimar 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 confianza, mientras que el color azul claro indica una predicción con un margen del 5% de error.

Resumen de resultados Los resultados de la aplicación del semáforo a los 8 BD se pueden ver en la Tabla 2. En la columna **Alertas** se muestran los casos cuando se hayan valores activos tras aplicar el semáforo a los datos. Para comprender el comportamiento de las alertas en la Tabla 3 se muestra una organización de las alertas por mes de incidencia para aquellos BD que las presentaron. Finalmente, en la Tab 4 se ilustra la aplicación completa de la función semáforo al BD8, el más proclive a contener alertas de roya. Las categorizaciones de las alertas corresponden a los indicadores de roya, cuya incidencia se da bajo las siguientes condiciones: temperatura de 22 a 25 con una humedad relativa de

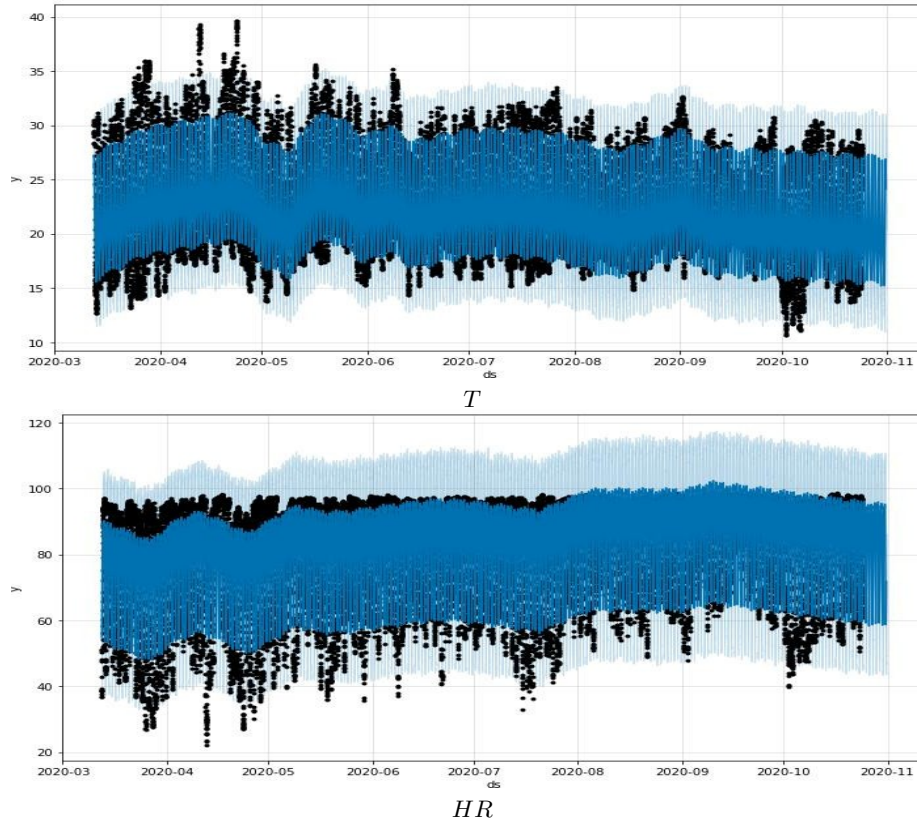


Fig. 3. Estimación de T y HR en el BD1.

95% en adelante. Además de las variables antedichas, también existen rangos definidos de tiempo. De esta forma, para categorizar una lectura como alerta y asignarle un color, se considera que 5hr de condiciones de roya equivale a 20 registros consecutivos de lecturas con estas condiciones, lo que corresponde a una alerta roja. 4hr de condiciones de roya equivalen a 16 registros consecutivos, lo que representa una alerta Ámbar. Para 3hr de condiciones de roya se consideran 12 registros consecutivos que corresponden a una alerta Amarilla. Por último, para 2 a 4hr de condiciones de roya se tienen de 4 a 8 registros consecutivos, que denotan una alerta Verde.

6 Discusión

El proyecto aquí presentado muestra la aplicación de modelos de ST, en particular $PROPHET_a$ a la estimación de condiciones para la aparición de roya en datos reales.

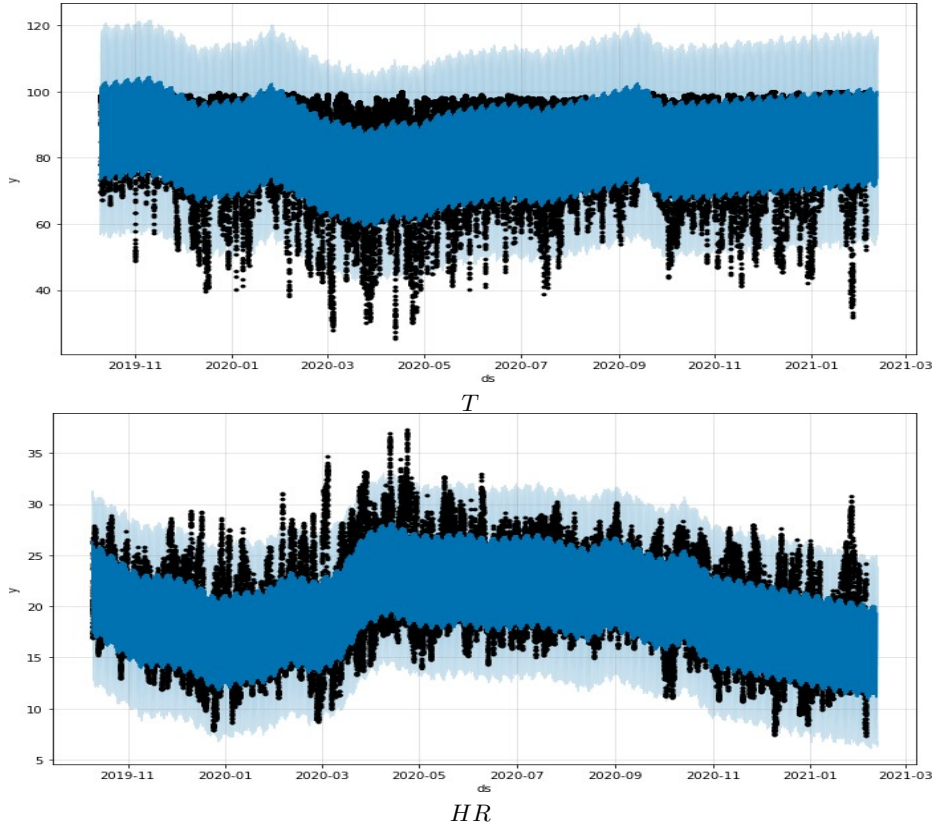


Fig. 4. Estimación de T y HR en el BD8.

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

Los resultados obtenidos son congruentes con la felonogía de la roya, pues el riesgo del desarrollo del hongo causante de ésta 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,

Table 2. Resultados de la aplicación del semáforo de la roya en los 8 BD. *A* denota el número de alertas detectadas.

BD	A
BD1 (Chalahuite_1A)	8
BD2 (Chalahuite_1B)	0
BD3 (Chalahuite_2A_Tirado)	14
BD4 (Chalahuite_2B_Tirado)	0
BD5 (Nacastle_2A)	0
BD6 (Nacastle_2B)	0
BD7 (FincaGuadalupe1)	38
BD8 (FincaGuadalupeEstacHOB0)	69

Table 3. Alertas por cada BD por mes de incidencia.

Banco de Datos/Mes	BD1	BD3	BD7	BD8
Años	2020	2020,2021	2019,2020,2021	2018,2019,2020,2021
Enero	0	0	0	0
Febrero	0	0	0	0
Marzo	0	0	0	0
Abril	0	0	0	0
Mayo	0	0	0	10
Junio	2	0	2	12
Julio	0	0	0	0
Agosto	4	0	5	5
Septiembre	2	0	2	2
Octubre	0	14	29	40
Octubre	0	0	0	0
Diciembre	0	0	0	0
Total	8	14	38	69

Table 4. Categorías de colores resultantes de aplicar el semáforo de la roya al BD8 [2018,2019,2020,2021].

2018	2019	2020	2021	Total	Color
0	1	0	0	1	Rojo
0	4	0	0	4	Ámbar
2	12	0	0	14	Amarillo
9	32	9	0	50	Verde
11	49	9	0	69	

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

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 circunstan-

cias 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 *PROPHET_a*, 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

8 Trabajo Futuro

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 esté disponible en línea. En consecuencia, se encuentran áreas de mejora y trabajo 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 cafetos

References

1. El cambio climático pondría en peligro las zonas de cultivos de café, <https://www.infobae.com/economia/rse/2017/09/20/el-cambio-climatico-pondria-en-peligro-las-zonas-de-cultivos-de-cafe/>
2. Agricultura, S.: México, onceavo productor mundial de café (2018), <https://www.gob.mx/agricultura/es/articulos/mexico-onceavo-productor-mundial-de-cafe?idiom=es>
3. Avelino, J., C.M.G.S.e.a.: The coffee rust crises in colombia and central america (2008–2013): impacts, plausible causes and proposed solutions. Food Sec. (7), 303–321 (2015), <https://doi.org/10.1007/s12571-015-0446-9>
4. Broome, B.: Roya del cafetohemileia vastatrix (2019), http://www.cesavep.org/descargas/RDC/Ficha_Tecnica_Roya_del_cafeto.pdf
5. Burgiel, W.y.M.A.: Invasive species, climate change and ecosystem-based adaptation: Addressing multiple drivers of global change. (2010), http://www.gisp.org/whatsnew/docs/Climate_Change_ReportA4.pdf
6. Cabrera Ardila, C.E., Alberto Ramirez, L., Prieto Ortiz, F.A.: Spectral analysis for the early detection of anthracnose in fruits of sugar mango (*mangifera indica*). Computers and Electronics in Agriculture **173**, 105357 (2020). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105357>, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169919325244>

7. Eastburn, D.M., McElrone, A.J., Bilgin, D.D.: Influence of atmospheric and climatic change on plant–pathogen interactions. *Plant Pathology* **60**(1), 54–69 (2011). <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2010.02402.x>, <https://bsppjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-3059.2010.02402.x>
8. Gotteland, M., de Pablo V, S.: Algunas verdades sobre el café. *Revista chilena de nutrición* **34**, 105 – 115 (06 2007), http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sc_arttextpid=S0717-75182007000200002nrm=iso
9. Kaur, D., Kaur, M.: Prediction of plant disease from weather forecasting using data mining (2018)
10. Kim, Y.H., Yoo, S.J., Gu, Y.H., Lim, J.H., Han, D., Baik, S.W.: Crop pests prediction method using regression and machine learning technology: Survey. *IERI Procedia* **6**, 52–56 (2014). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ieri.2014.03.009>, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212667814000100>, 2013 International Conference on Future Software Engineering and Multimedia Engineering (ICFM 2013)
11. Liptak, C., Motis, T.: Monitoreo de cultivos para la detección temprana de plagas de insectos., <https://www.echocommunity.org/es/resources/78ba129d-56a3-43b6-abd9-dc963495f235>
12. Newbery, F., Qi, A., Fitt, B.D.: Modelling impacts of climate change on arable crop diseases: progress, challenges and applications. *Current Opinion in Plant Biology* **32**, 101–109 (2016). <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.pbi.2016.07.002>, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1369526616301054>, biotic interactions
13. Ortiz Ceballos, G.: Creación del observatorio de la cafecultura veracruzana (observa-café). *UVserva* (3) (abr 2018). <https://doi.org/10.25009/uvs.v0i3.2526>, <https://uvserva.uv.mx/index.php/Uvserva/article/view/2526>
14. Pérez-Soto, F., Godínez-Montoya, L., Figueroa-Hernández, E.: La producción y el consumo del café (2015)
15. Ruiz, J., M.G.G.A.F.L.R.O.O.T.B.M., Martínez, P.: Requerimientos agroecológicos de cultivos (2013)
16. Sannakki, S., Rajpurohit, V.S., Sumira, F., Venkatesh, H.: A neural network approach for disease forecasting in grapes using weather parameters. In: 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT). pp. 1–5 (2013). <https://doi.org/10.1109/ICCCNT.2013.6726613>
17. Silva, M.d.C.e.a.: Silva, maria do céu et al. coffee resistance to the main diseases: leaf rust and coffee berry disease (2006), <https://doi.org/10.1590/S1677-04202006000100010>
18. Toniutti, L., Breitler, J.C., Etienne, H., Campa, C., Doulbeau, S., Urban, L., Lambot, C., Pinilla, J.C.H., Bertrand, B.: Influence of environmental conditions and genetic background of arabica coffee (c. arabica l) on leaf rust (hemileia vastatrix) pathogenesis. *Frontiers in Plant Science* **8** (2017). <https://doi.org/10.3389/fpls.2017.02025>, <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fpls.2017.02025>
19. Wang, H., Ma, Z.: Prediction of wheat stripe rust based on support vector machine. In: 2011 Seventh International Conference on Natural Computation. vol. 1, pp. 378–382 (2011). <https://doi.org/10.1109/ICNC.2011.6022095>