



Artículo Científico

Cuantificación digital aérea y terrestre de la severidad causada por cenicilla polvosa en frijol Ayocote (*Phaseolus coccineus*)

Alfonso Muñoz-Alcalá, Gerardo Acevedo-Sánchez¹, Diana Gutiérrez-Esquivel, Oscar Bibiano-Nava, Ivonne García-González, Norma Ávila-Alistac², María José Armenta-Cárdenas, Juan José Coria-Contreras, Serafín Cruz-Izquierdo³, Gustavo Mora-Aguilera^{1*}, Programa de Fitosanidad-Fitopatología, ¹CP-LANREF, ³Programa de Genética. Colegio de Postgraduados, Km 36.5 Carretera México-Texcoco, Montecillo, Texcoco, Estado México, México, C.P. 56230; ²Departamento de Producción Agrícola y Animal, Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Xochimilco, Xochimilco, CDMX, México C.P. 04960.

*Autor de
correspondencia:

Gustavo Mora-Aguilera
mora@colpos.mx

Sección:
Edición periódica

Recibido:
02 Diciembre, 2023

Aceptado:
09 Marzo, 2024

Publicado:
21 Marzo, 2024

Cita:

Muñoz-Alcalá A, Acevedo-Sánchez G, Gutiérrez-Esquivel D, Bibiano-Nava O, García-González I, Ávila-Alistac N, Armenta-Cárdenas MJ, Zúñiga-Romano MC, Gómez-Mercado R, Coria-Contreras JJ, Cruz-Izquierdo S, Mora-Aguilera G y Márquez-Diego JJ. 2024. Cuantificación digital aérea y terrestre de la severidad causada por cenicilla polvosa en frijol Ayocote (*Phaseolus coccineus*). Revista Mexicana de Fitopatología 42(2): 17. <https://doi.org/10.18781/R.MEX.FIT.2312-1>



Objetivo/Antecedentes. La investigación epidemiológica en *Phaseolus coccineus* es insipiente. El objetivo fue desarrollar y validar metodologías digitales para cuantificación de severidad asociada a la cenicilla polvosa en frijol ayocote.

Materiales y Métodos. Se seleccionó una parcela de frijol ayocote con 65.3 % de incidencia y 22.7 % de severidad promedio foliar de cenicilla polvosa. A partir de 250 foliolos colectados en campo con distintos grados de severidad, se diseñaron y validaron ocho escalas logarítmicas-diagramáticas (ELD) de 7 y 8-clases en entorno controlado (VEC) y campo (VCa). En Rstudio®, se determinó exactitud (β), precisión (R^2), reproducibilidad (r), y concordancia con el índice kappa de Cohen (κ_w) y coeficiente de concordancia de Lin (LCC). Adicionalmente, se realizó un *Hierarchical Cluster Analysis (HCA)* por escala y entorno para agrupación por similitud de evaluación. Imágenes RGB-dron se procesaron en ArcMap® v10.3. En un bloque de 15-cuadrantes se realizó un análisis de 'segmentación de imagen' mediante clasificación supervisada y máxima probabilidad para estimar severidad de cenicilla y un indicador de cobertura de vigor (ICV).

Resultados. En VEC-1, escalas *v1r2* (ELD-7c; $\beta=1.07$, $R^2=0.93$, $r=0.87$) y *v1r1* (ELD-8c; $\beta=0.97$, $R^2=0.85$, $r=0.87$) resultaron mejor evaluadas. En VEC-2, comparando clústeres conformados en el *HCA*, ELD-7c fue la mejor evaluada con *exactitud perfecta* ($\beta>0.96$), *precisión muy alta* ($R^2>0.94$), *reproducibilidad muy alta* ($r=0.97-0.99$) y *concordancia muy buena* ($\kappa_w>0.96$; $LCC>0.97$); y en ELD-8c disminuyó reproducibilidad y concordancia. En VCa, ELD-7c mantuvo métricas óptimas, pero ELD-8c alcanzó parámetros ideales para una *ELD* preventiva en

etapas iniciales de la cenicilla polvosa ($\beta > 0.98$, $R^2 > 0.98$, $r = 0.99$, $\kappa_w = 0.99 - 0.999$, $LCC = 0.98 - 0.999$). El análisis de imagen RGB-drone estimó severidad = 8.4 % ($CI = 5.3 - 12.6$ %) e $ICV = 0.88$ ($CI = 0.76 - 0.99$), contrastante con la evaluación de campo 47 % ($CI = 38.8 - 55.3$ %) y 0.46 ($CI = 0.76 - 0.99$), respectivamente, principalmente con $ICV > 0.94$ debido a menor exposición de hojas sintomáticas. Sugiere aplicabilidad para estimaciones de vigor y con restricciones para severidad en función de expresión patogénica.

Conclusión. Se propone una metodología para desarrollo de *ELD* integrada por: toma, procesamiento y cuantificación de imágenes; validación controlada y campo. Estadísticos de validación incluyeron precisión (R^2); exactitud (β); reproducibilidad (coeficiente de Pearson y *Hierarchical Cluster Analysis*); y concordancia (Coeficiente de Lin e Índice de Kappa), propuestos por primera vez de manera integral. Se proponen imágenes RGB-drone para estimar un índice de cobertura de vigor y severidad integral.

Palabras clave: *Erysiphe vignae*, escalas-logarítmicas, Rstudio.

INTRODUCCIÓN

El frijol Ayocote (*Phaseolus coccineus*) tiene un alto potencial productivo en diversas regiones de México debido a su tolerancia a fitopatógenos, adaptabilidad ambiental y beneficios nutrimentales (Ávila-Alistac *et al.*, 2023). No obstante, investigación científica sobre aspectos epidemiológicos y productivos es insipiente, incluyendo metodologías para cuantificación de enfermedades que permitan generar estrategias de manejo para el cultivo (Armenta-Cárdenas *et al.*, 2024). La parametrización del subsistema daño o patometría mediante escalas de evaluación de severidad para diversos patosistemas ha sido el recurso más utilizado, enfatizando el enfoque etiológico más que la visión epidemiológica integral para manejo del cultivo (Del Ponte *et al.*, 2017; Mora-Aguilera *et al.*, 2021). En las últimas dos décadas (2007-2019) las tendencias de publicaciones sobre el diseño e implementación de las escalas de severidad sugieren: 1) su implementación en campo se ha incrementado considerablemente, 2) los principios Horsfall & Barrat y la ley Weber-Fechner se están sustituyendo por modelos lineales o aritméticos, 3) cuestionan el uso de la ley del estímulo visual de Weber-Fechner, 4) se siguen empleando como herramientas enfocadas estrictamente para medición del subsistema daño, 5) no existe un consenso metodológico para la determinación de intervalos de severidad y número de clases óptima (Del Ponte *et al.*, 2022; 2017; Franceschi *et al.*, 2020; Godoy *et al.*, 1996). En estos nuevos enfoques, los principios biológicos-epide-

miológicos se comprometen o se omiten por cubrir parámetros estadísticos, p.e., el coeficiente de determinación (R^2) que justifiquen su implementación. Una revisión de 105 artículos científicos publicados de 1991 – 2017 sobre diseño de Escalas Logarítmicas Diagramáticas (*ELD*) analizó diversos enfoques para generar escalas y ajustar parámetros de confiabilidad (Del Ponte *et al.*, 2017). En este metaanálisis, solo cinco de 127 *ELDs* en tres publicaciones fueron diseñadas para *Phaseolus* sp., específicamente en *Colletotrichum lindemuthianum*, *Uromyces appendiculatus*, *Phaeoisariopsis griseola*, *Pseudocercospora griseola* y *Xanthomonas campestris* pv. *phaseoli* (Librelon *et al.*, 2015; Godoy *et al.*, 1997). Excepto en *Phaeoisariopsis griseola*, los intervalos de severidad entre 0.1 – 60 % se dividieron en 6 – 9 clases basados en la ley del estímulo visual de Weber-Fechner. Adicionalmente, el diseño diagramático (i.e., imagen del tejido de interés) se basó en folíolos dibujados en blanco-negro debido a las restricciones tecnológicas digitales (Del Ponte *et al.*, 2017; Godoy *et al.*, 1997). El trabajo más reciente empleando *ELD* se realizó para el tizón foliar causado por *Alternaria alternata* en genotipos de *Phaseolus vulgaris* (Gonzalez-Cruces *et al.*, 2022). Sin embargo, ninguna para cenicilla polvosa reportada por primera vez en *P. coccineus* del Altiplano central en México (Armenta-Cárdenas *et al.*, 2024). Por lo tanto, este estudio se diseñó con enfoque epidemiológico, para la implementación de *ELD* en modelos de manejo preventivo de enfermedades en *P. coccineus*, lo cual implicó priorizar las primeras clases de daño asociadas al proceso patogénico de *Erisyphe vignae* con fines de intervención oportuna (Gonzalez-Cruces *et al.*, 2022; Mora-Aguilera *et al.*, 2021; Librelon *et al.*, 2015). En el campo experimental de Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo, Estado de México, se seleccionó como área de estudio un lote de *P. coccineus* de 3,100 m² establecido para producción de semilla con fines de mejoramiento genético con alta incidencia de cenicilla polvosa. El objetivo fue desarrollar y validar metodologías digitales para la cuantificación de severidad mediante escala logarítmica-diagramática e imágenes de dron, para establecer mecanismos preventivos potencialmente articulados a programas oficiales producción y manejo.

MATERIALES Y MÉTODOS

Unidad experimental. En julio 2022, ciclo verano-otoño, se identificó una parcela experimental (50 x 62 m) de frijol Ayocote en etapa de floración con 65.3 % de incidencia y 22.7 % de severidad promedio foliar de cenicilla polvosa (Armenta-Cárdenas *et al.*, 2022). Debido a la densidad irregular y heterogeneidad en cobertura, al centroide se tomó una imagen de 13mpx mediante un vuelo vertical de 50 m con dron Phantom 3 DJI® para planificar la metodología de cuantificación de vigor y severidad. Se usó de referencia la cuadrantización empleada por Armenta-Cárdenas

et al. (2022) con 80-cuadrantes y 720-subcuadrantes; y datos de severidad y vigor de planta se usaron para validar las estimaciones de este trabajo.

Diseño de escala logarítmica-diagramática de severidad para cenicilla. Se colectó, fotografió y digitalizó un total de 250 foliolos apicales del estrato medio de plantas de *Phaseolus coccineus* garantizando representatividad en la totalidad de la parcela. Las fotografías fueron tomadas con dispositivos digitales móviles. Un total de 50 imágenes fueron desechadas por baja resolución o mala discriminación de daño. El criterio de colecta fue dirigido al rango de severidad representativo del progreso de enfermedad desde Y_o (sano) hasta Y_{max} (daño máximo). Las imágenes digitalizadas se procesaron en GIMP v2.10.32 para eliminación de fondo y cuantificación del área total (AT), dañada (AD) o signos del hongo asociado a cenicilla. El porcentaje de severidad ($sev\%$) por foliolo se obtuvo aplicando la fórmula: $sev\% = 100 * [AD / AT]$. Para diseño de una *escala logarítmica-diagramática* (ELD) basadas en severidad, el punto medio de clase (PMC), límite inferior (Li) y superior (Ls) se obtuvieron ingresando el número de clases y daño máximo deseado en *2Log-Epidem* v.2.0 por el método Hosfall y Barrat modificado (1945) (Mora-Aguilera y Acevedo-Sánchez, 2022. CP-LANREF. No publicado). Se diseñaron dos escalas de 7 (ELD-7) y 8 (ELD-8) clases con fines de validación. El número de clases seleccionado consideró su potencial uso en estudios de evaluación de daño, mejoramiento genético o pruebas de efectividad biológica.

Validación de escalas de severidad en entorno controlado. Se realizaron dos validaciones en un entorno controlado (VEC) de ELD-7 y ELD-8. En la primera, se validó la versión 1 de cada escala, y en la segunda una versión con correcciones y actualizaciones, p.e., cambio de imagen fotográfica. En total se validaron cuatro escalas para ELD-7 y cuatro para ELD-8. Del acervo total con 200 imágenes de foliolos digitalizados, se seleccionaron al azar 30 con diferentes grados de severidad. Se colocaron en tamaño uniforme al centro de una diapositiva de *PowerPoint® 2016*. Con *Microsoft® Visual Basic® 2016* se programó el archivo con un macro de aleatorización con 30 s de exposición visual por foliolo. Transcurrido los 30 s se mostró automáticamente el valor real de severidad ($R-sev$) bajo la imagen respectiva. El registro de mediciones estimadas por imagen, con apoyo de la escala impresa a color por evaluador, se realizó en *Validar-PER* v1.5 (CP-LANREF, 2022. No publicado). En este programa fue diseñado en *MS Excel®* para determinar la *exactitud* (β , pendiente) y *precisión* (R^2 , coeficiente de determinación) asociados a un modelo de regresión lineal ($y = \beta_o + \beta_x + e$) entre $R-sev$ y severidad estimada (Nutter y Schultz 1995). En *Validar-PER* cada evaluador registró número de Clase ($\#Clase$) y PMC de la escala correspondiente. En aula se proyectó el archivo a nueve evaluadores para la asignación de clase severidad ($C-sev$) por foliolo. ELD-7 y ELD-8

se emplearon en eventos independientes. Cada evaluador registró en Validar-PER v1.5 valores de *C-sev* y *R-sev* de 30 foliolos. Al finalizar cada evaluación, se generaron automáticamente coeficientes de β y R^2 asociados a una escala propuesta de exactitud para medir sesgo del valor real respecto al observado ($\beta < 0.96$, *subestimado*; $\beta = 0.96$ a 1.05 , *perfecta*; y $\beta > 1.06$, *sobreestimado*), y precisión para el sesgo en el conjunto de valores reales respecto a observados en la evaluación total ($R^2 < 0.69$, *no aceptable*; $R^2 = 0.7$ a 0.8 , *baja*; $R^2 = 0.81$ a 0.9 , *media*; $R^2 = 0.91$ a 0.95 , *alta*; $R^2 > 0.96$, *muy alta*). La reproducibilidad fue el indicador de la consistencia de cada *ELD* entre evaluadores (Nutter y Schultz 1995), y se estimó en RStudio® 2023.06.2 mediante: 1) coeficiente de correlación de Pearson (r) de una matriz con valores de *C-sev*; 2) índice de Kappa ponderado (κ_w); y 3) Coeficiente de Concordancia de Lin (LCC), para determinar el grado de acuerdo: no concordancia (< 0), insignificante ($0.0 - 0.2$), bajo ($0.2 - 0.4$), moderado ($0.4 - 0.6$), bueno ($0.6 - 0.8$) y muy bueno ($0.8 - 1.0$).

Validación de escalas de severidad en campo. La *ELD-7* y *ELD-8* con mejor calificación en r , β y R^2 , se seleccionaron para validación en campo (VCa). Se seleccionaron cuatro de los nueve evaluadores iniciales considerando contrastes de perfil fitopatológico y parámetros finales β y R^2 de VEC. En campo, se seleccionaron aleatoriamente 240 foliolos (30 por escala y evaluador), para determinar *C-sev* mediante la escala impresa a color. Adicionalmente, se tomó foto de la hoja evaluada para digitalización y determinar *R-sev* con el método previamente descrito. Análogamente al proceso VEC, se usó Validar-PER v1.5 para la estimación de exactitud y precisión. Cada evaluador registró valores de *C-sev* y *R-sev* de 30 foliolos por escala. Se generaron los parámetros de β , R^2 , r , κ_w y LCC por evaluador y escala con base al método descrito.

Análisis jerárquico de conglomerados para VEC y VCa. Se integró una matriz independiente para el proceso VEC y VCa para nueve y cuatro evaluadores respectivamente, incluyendo *C-sev* y *R-sev* de 30 foliolos. En Rstudio® 2023.06.2, por evento validatorio y escala de severidad se generaron mapas de calor mediante la función *Heatmap* para representar *C-sev* y reproducibilidad entre evaluadores mediante el coeficiente de correlación de Pearson (r). Los valores de r positivos iguales o próximos a 1 representaron alta reproducibilidad. Por cada *heatmap* y variable (evaluador y hoja) se generó un *Hierarchical cluster analysis (HCA)* agrupado por el método 'complete' y distancia 'Euclidiana' (d). Se asoció una colorimetría en gradiente de verde – amarillo – rojo para representar transición de sano a dañado mediante *C-sev* y r . Los valores *C-sev* y *R-sev* por proceso, escala y evaluador se graficaron usando la función *ggplot* ajustando una regresión lineal para determinar parámetros β , R^2 y p -value mediante la función *stat_poly_eq*.

Estimación de vigor de cobertura y severidad mediante imágenes de dron. Se seleccionó un bloque de nueve cuadrantes (Columna 8:10, Fila 1:3) por criterio de máxima inductividad de cenicilla mediante exploración visual. En el centroide del bloque, se capturaron 10 imágenes RGB (13 mpx) con el dron Phantom 3 DJI® a una altura de 27 m. Una imagen testigo por cuadrante a 5 m se capturó para mayor resolución de síntomas. En ArcMap® v10.3, se realizó un análisis de ‘segmentación de imagen’ en dos etapas mediante clasificación supervisada y máxima probabilidad: 1) *Entrenamiento en una imagen-muestra* con resolución a 5 m, para diseño de una ‘firma RGB’ con capacidad de discriminación entre categorías de clasificación i.e., severidad cenicilla (*sev*), suelo (*s*), tejido foliar (*t*) y floración (*f*); y 2) *Segmentación de imagen* extrapolando la ‘firma RGB’ del entrenamiento a la imagen de resolución 27 m correspondiente al bloque completo. Se obtuvo la superficie por categoría de clasificación y la superficie total del bloque ($ST = sev + s + t + f$). La estimación de severidad cenicilla del bloque se calculó como: $sev_b = 100 * (sev / ST)$; y el vigor de cobertura como $vc_b = 100 * [(sev + t + f) / ST]$. Severidad y cobertura de vigor se compararon contra datos de campo por cuadrantes evaluados por Armenta-Cárdenas *et al.* (2024).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Diseño de escalas logarítmica-diagramáticas de severidad (ELD). Se generaron ocho escalas, dos de 7-clases y dos 8-clases con dos repeticiones por escala. El rango de clases usado fue similar a otros estudios con objetivos análogos (5 – 12, $Mo = 6$; Del Ponte *et al.*, 2017). La imagen representativa por clase se seleccionó con base en *Li* y *Ls* obtenido en 2Log-Epidem v.2.0. Las ELDs de 7 y 8 clases se integraron con la imagen-clase asociada al *Li*, *PMC* y *Ls* (Figura 1). Se obtuvieron 0, 0.5, 2.1, 6.2, 16.6, 41.7 y 100 % como valores de *PMC* para ELD-7c (Figura 1A); y 0, 0.2, 0.9, 2.7, 7.1, 17.8, 42.9 y 100 % para ELD-8c (Figura 1B).

Primera validación de ocho escalas en entorno controlado (VEC-1). La evaluación en ELD-7c tuvo coeficientes β , R^2 y r en rango de 0.99 – 1.02, 0.80 – 0.94 y 0.81 – 0.87, respectivamente, reportados como aceptables-óptimos en estudios de diseño y validación de escalas (Ortega-Acosta *et al.*, 2016; Librelon *et al.*, 2015; Godoy *et al.*, 1996; Nutter Jr. y Schultz, 1995). La escala *v1r2* fue la mejor evaluada con $\beta = 1.07$ (sobreestimado en 7 %), $R^2 = 0.93$ (alta) y $r = 0.87$ (moderada). Aunque *v2r1* tuvo coeficientes similares, obtuvo la *reproducibilidad* más baja con 0.81 (Cuadro 1). Para la ELD-8c, los coeficientes fueron notablemente menores $\beta = 0.81 – 0.97$, $R^2 = 0.80 – 0.85$ y $r = 0.79 – 0.94$ (Cuadro 1). La escala mejor evaluada fue *v1r1* con $\beta = 0.97$ (perfecta), $R^2 = 0.85$ (media) y $r = 0.87$ (moderada) (Cuadro

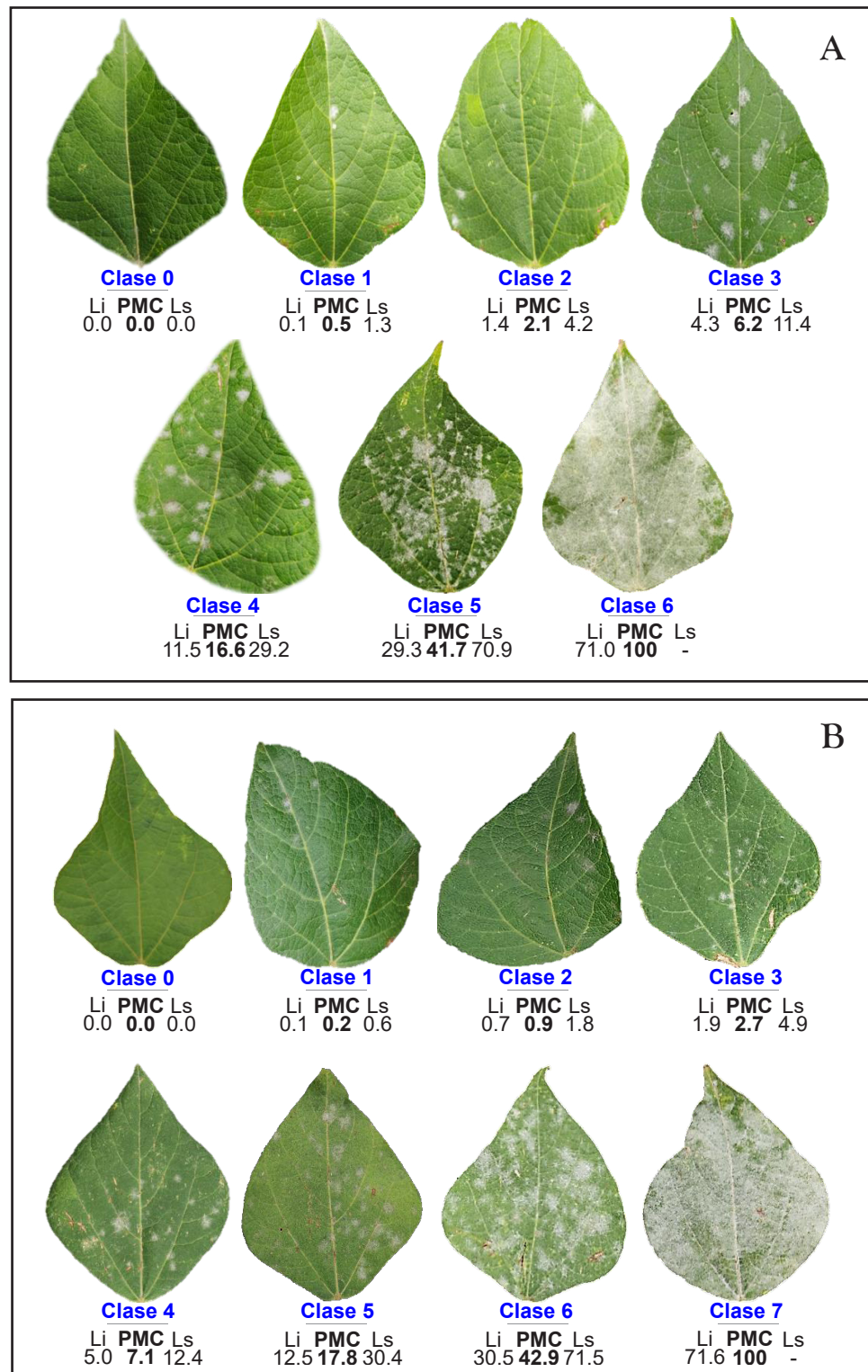


Figura 1. Versiones finales de escalas logarítmicas-diagramáticas de severidad foliar para cenicilla en frijol Ayocote (*Phaseolus coccineus*), seleccionadas para validación en campo. Escalas logarítmicas-diagramáticas de **A)** 7 clases; **B)** 8 clases.

Cuadro 1. Promedio de exactitud (β), precisión (R^2) y reproducibilidad (r) de ocho escalas logarítmicas-diagramáticas de severidad para evaluar cenicilla en *Phaseolus coccineus*.

Clave ^z	Exactitud (β)	Categoría cualitativa de β	Precisión (R^2)	Categoría cualitativa de R^2	Reproducibilidad (r , Rango)
<i>ELD 7 clases</i>					
<i>v1r1</i>	0.99	Perfecta	0.81	media	0.83 (0.60 – 0.98)
<i>v1r2</i>	1.07	Sobreestimado	0.93	alta	0.87 (0.67 – 0.99)
<i>v2r1</i>	1.08	Sobreestimado	0.94	alta	0.81 (0.61 – 0.98)
<i>v2r2</i>	1.02	Perfecta	0.80	baja	0.86 (0.72 – 0.94)
<i>ELD 8 clases</i>					
<i>v1r1</i>	0.97	Perfecta	0.85	media	0.87 (0.77 – 0.97)
<i>v1r2</i>	0.81	Subestimado	0.84	media	0.94 (0.81 – 1.00)
<i>v2r1</i>	0.96	Perfecta	0.81	media	0.79 (0.62 – 0.99)
<i>v2r2</i>	0.87	Subestimado	0.80	baja	0.79 (0.62 – 0.99)

^zLa clave se conformó a partir del número de la versión (v) y la repetición (r) de la escala. *En **negritas** se muestran las escalas seleccionadas por mejor calificación en los parámetros evaluados.

1). En general, se observó que mayor número de clases fue proporcional al error de evaluación, principalmente con tendencia a subestimar posiblemente debido a la dificultad para discriminar daños entre clases (Del Ponte *et al.*, 2022; Perina *et al.*, 2020). Sin embargo, otros factores que pueden influir en un entorno controlado son calidad de imagen, tiempo exposición o experiencia del evaluador (Librelon *et al.*, 2015; Godoy *et al.*, 1997). Las escalas *v1r2* y *v1r1* de siete y ocho clases, respectivamente, mejor evaluadas en esta fase se seleccionaron para una segunda validación, análisis y parametrización específica.

Segunda validación y análisis paramétrico de escalas (VEC-2). En *ELD7c*, el *Hierarchical Cluster Analysis (HCA)* conformó un *clúster* por evaluador 4 – 9 ($p = 0.94$) caracterizado por parámetros de *exactitud perfecta* ($\beta > 0.96$), *precisión muy alta* ($R^2 > 0.94$), *reproducibilidad muy alta* ($r = 0.97 - 0.99$) y *concordancia muy buena* ($\kappa_w > 0.96$; $LCC > 0.97$) (Figura 2A1, A2, Figura 3A y Cuadro 2). Los evaluadores 1 – 3 conformaron *clústeres* independientes ($p > 0.75$), los cuales subestimaron 10 – 18 % severidad en clases 2 – 5 ($\beta = 0.82 - 0.97$), su precisión fue *moderada* ($R^2 = 0.82 - 0.89$), y aunque la reproducibilidad fue *alta* ($r = 0.92 - 0.94$) la concordancia fue *moderada – buena* ($\kappa_w = 0.9 - 0.95$; $LCC = 0.89 - 0.93$) (Figura 2A1-A3, Figura 3A y Cuadro 2). En *ELD-8c*, se conformaron dos *clústeres* estadísticamente diferentes ($p < 0.001$) y los evaluadores 4 y 8 como casos independientes ($p > 0.56$). El *clúster* principal se conformó por 2, 3, 6 y 9 ($p = 0.96$), con *exactitud perfecta* ($\beta > 0.96$), *precisión muy alta* ($R^2 > 0.95$), *reproducibilidad alta - muy alta*

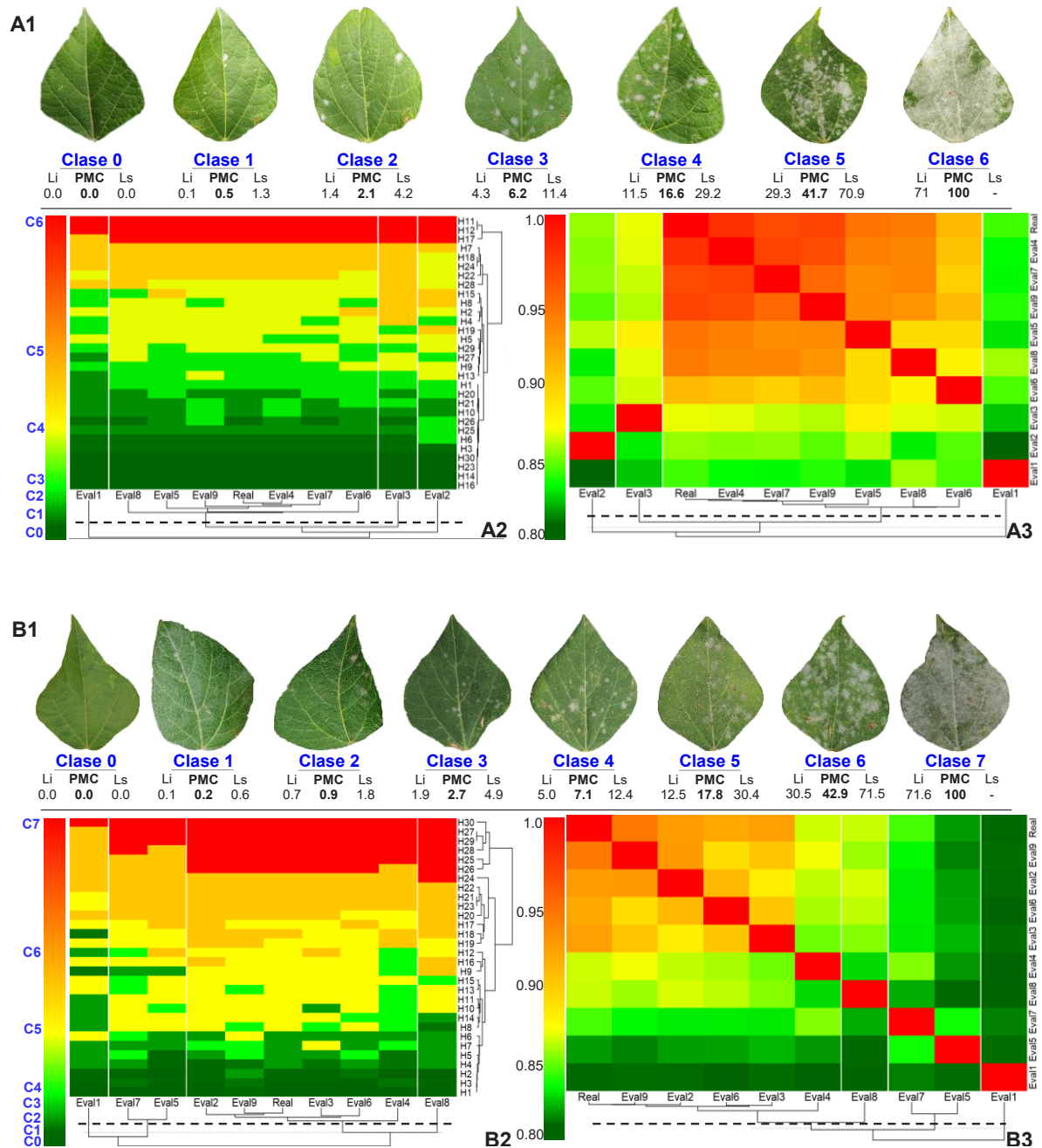


Figura 2. A1 y B1. Escala logarítmica-diagramática de 7 y 8 clases para evaluación de severidad de cenicienta en folíolos de frijol Ayocote (*P. coccineus*), durante el proceso de Validación en Entorno Controlado (VEC) de 30 hojas por nueve evaluadores. A2 y B2. Heatmap del coeficiente de correlación de Pearson (r) entre nueve evaluadores por escala de severidad. Los valores de $r = 0.8 - 1$ indican la reproducibilidad de cada escala entre evaluadores. A3 y B3. Heatmap de clase de severidad en 30 hojas evaluadas por escala y evaluador. El color representa el valor de la clase asignada por el evaluador para cada hoja. Por evaluador y hojas se traza un *Hierarchical cluster analysis* agrupado por el método 'complete' y distancia *Euclidiana*.

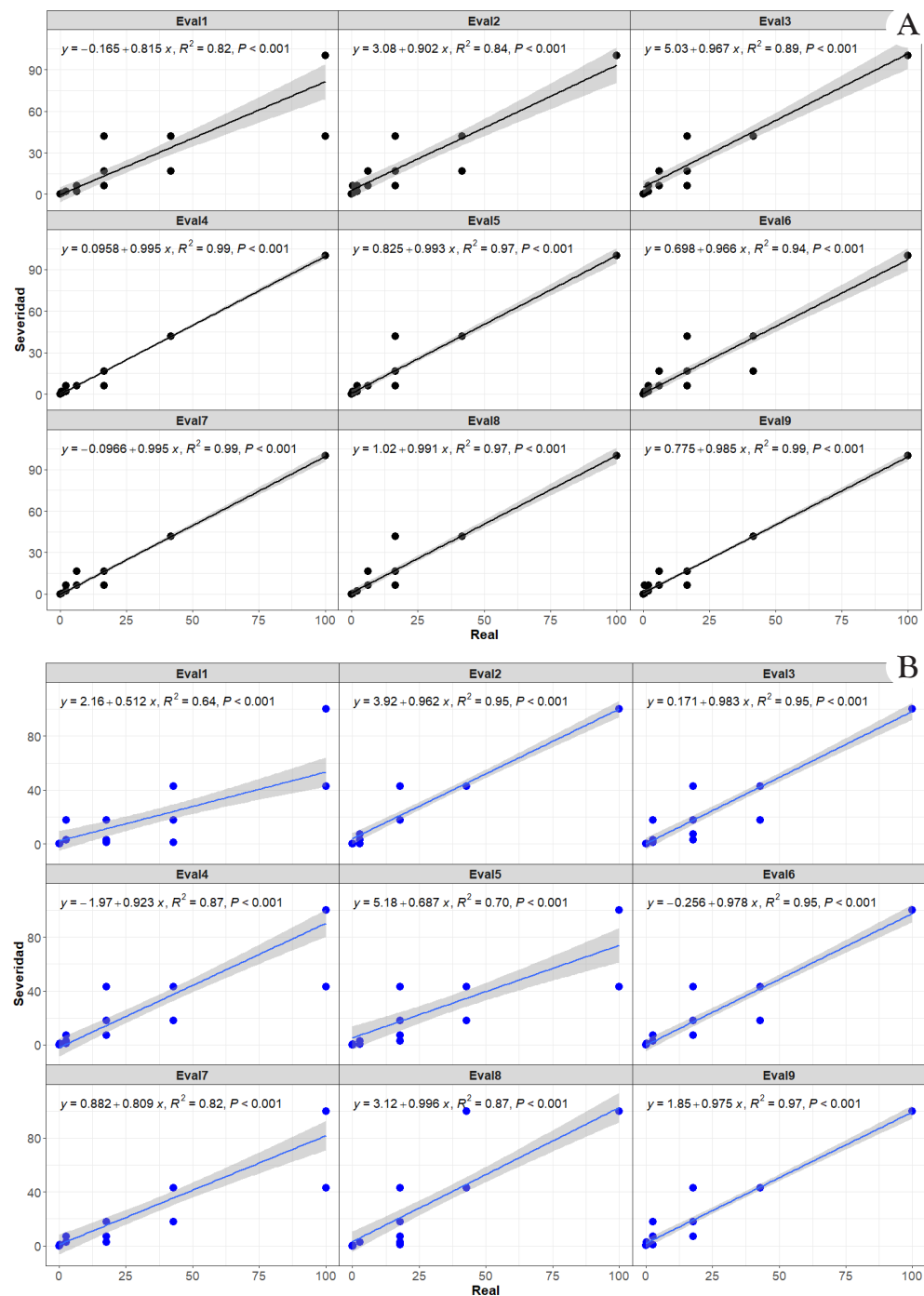


Figura 3. Gráficos de correlación entre severidad (y) evaluada mediante escala y valores reales (x) de nueve evaluadores durante la Validación en Entorno Controlado (VEC) con 30 hojas de *Phaseolus coccineus*. Se ajusta la ecuación de regresión lineal ($y = \beta_0 + \beta_x + e$) para determinar parámetros β , R^2 y p -value mediante la función *stat_poly_eq*. Escalas logarítmicas-diagramáticas de **A**. 7 clases. **B**. 8 clases.

Cuadro 2. Comparación paramétrica de nueve evaluadores con respecto al valor real, para determinar exactitud (β_x), precisión (R^2) y nivel de concordancia (LCC, κ_w) por clase de severidad evaluada durante el proceso de validación en entorno controlado (VEC) y en campo (VCa).

Etapa ^x	Evaluador vs real	Aciertos vs real ^y	β_0	β_x	r	R^2 ^z	LCC	κ_w
	<i>ELD 7 Clases</i>							
	<i>Eval1</i>	0.63	-0.2	0.82	0.91	0.82	0.89	0.95
	<i>Eval2</i>	0.57	3.1	0.90	0.92	0.84	0.92	0.90
	<i>Eval3</i>	0.67	5.0	0.97	0.94	0.89	0.93	0.95
	<i>Eval4</i>	0.87	0.1	0.99	0.99	0.99	0.99	0.98
	<i>Eval5</i>	0.87	0.8	0.99	0.98	0.97	0.98	0.98
	<i>Eval6</i>	0.73	0.7	0.96	0.97	0.94	0.97	0.96
	<i>Eval7</i>	0.87	-0.1	0.99	0.99	0.99	0.99	0.98
	<i>Eval8</i>	0.90	1.0	0.99	0.98	0.97	0.98	0.99
	<i>Eval9</i>	0.83	0.8	0.96	0.99	0.99	0.99	0.96
	\bar{x}	0.77	.	0.95	0.96	0.93	0.96	0.96
	<i>CI</i>	0.69-0.85	.	0.91-0.99	0.94-0.98	0.89-0.98	0.94-0.98	0.94-0.98
VEC	<i>ELD 8 Clases</i>							
	<i>Eval1</i>	0.50	2.1	0.51	0.80	0.64	0.65	0.80
	<i>Eval2</i>	0.83	3.9	0.96	0.97	0.95	0.97	0.97
	<i>Eval3</i>	0.80	0.2	0.98	0.97	0.95	0.97	0.94
	<i>Eval4</i>	0.47	-1.9	0.92	0.93	0.87	0.93	0.93
	<i>Eval5</i>	0.63	5.2	0.68	0.84	0.70	0.81	0.92
	<i>Eval6</i>	0.80	-0.3	0.98	0.97	0.95	0.97	0.97
	<i>Eval7</i>	0.67	0.9	0.80	0.91	0.82	0.89	0.93
	<i>Eval8</i>	0.73	3.1	0.99	0.93	0.87	0.93	0.92
	<i>Eval9</i>	0.67	1.8	0.98	0.98	0.97	0.98	0.91
	\bar{x}	0.68	.	0.87	0.92	0.86	0.90	0.92
	<i>CI</i>	0.59-0.76	.	0.76-0.98	0.88-0.96	0.78-0.94	0.83-0.97	0.89-0.95
	<i>ELD 7 Clases</i>							
	<i>Eval1</i>	0.87	1.7	0.86	0.86	0.88	0.93	0.96
	<i>Eval2</i>	0.77	2.6	0.98	0.94	0.97	0.98	0.96
	<i>Eval3</i>	0.77	3.3	0.97	0.93	0.95	0.97	0.96
	<i>Eval4</i>	0.80	-1.2	0.99	0.95	0.98	0.99	0.97
	\bar{x}	0.80	.	0.95	0.92	0.95	0.97	0.96
	<i>CI</i>	0.77-0.83	.	0.91-0.99	0.96-0.98	0.91-0.97	0.95-0.98	0.96-0.97
VCa	<i>ELD 8 Clases</i>							
	<i>Eval1</i>	0.87	-1.2	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98
	<i>Eval2</i>	0.87	1.3	0.98	0.99	0.98	0.98	0.98
	<i>Eval3</i>	0.90	0.5	0.99	0.99	0.99	1.0	0.99
	<i>Eval4</i>	0.87	-0.3	1.01	0.99	0.99	0.99	0.98
	\bar{x}	0.88	.	0.99	0.99	0.99	0.99	0.98
	<i>CI</i>	0.86-0.88	.	0.98-1.0	0.99	0.98-0.99	0.98-0.99	0.98-0.99

^x VEC = Validación en entorno controlado. VCa = Validación de campo. ^y Proporción del número de aciertos entre total hojas evaluadas. ^z Los ajustes del Coeficiente de determinación (R^2) y correlaciones (r) tuvieron significancias $p < 0.001$.

($r > 0.93$) y concordancia *alta – muy alta* ($\kappa_w = 0.80 - 0.97$; LCC = $0.97 - 0.98$) (Figura 2B1-B3, Figura 3B y Cuadro 2). Los evaluadores 1, 5 y 7 conformaron el segundo clúster ($p = 0.56$) subestimando 10 – 15 % la clase 4 ($\beta = 0.68 - 0.80$).

Particularmente el evaluador 1 fue el más inexacto ($\beta = 0.51$) con mediciones erráticas de subestimación y sobreestimación en clases 3 – 6. En reproducibilidad, este clúster fue *media* ($r = 0.80 - 0.91$) con concordancia *moderada* ($\kappa_w = 0.80 - 0.92$; LCC = $0.65 - 0.86$; Figura 2A2, Figura 3B y Cuadro 2). Los evaluadores 4 y 6 aunque tuvieron distancias cercanas al clúster principal, fueron estadísticamente diferentes ($p = 0.78$ y 0.56 , respectivamente) asociado a una fuerte subestimación o sobreestimación de clase 4 – 5 ($\beta = 0.92, 0.99$) lo cual repercutió en una precisión *media* ($R^2 = 0.87$) y concordancia *moderada* ($\kappa_w = 0.93$; LCC = 0.93 ; Figura 2B1, B2, Figura 3B y Cuadro 2). Comparativamente, ELD-7c fue 15 % más exacta, con subestimación en clases 4 – 6 y sobreestimación en clases 1 – 3 ($\beta = 0.91 - 0.99$; Cuadro 2). Por el contrario, en ELD-8c la subestimación en clases 1 – 7 fue más evidente ($\beta = 0.76 - 0.98$). La ELD-7c fue 9 % más precisa con métricas de *alta a muy alta* ($R^2 = 0.89 - 0.99$ vs. $R^2 = 0.78 - 0.94$; Cuadro 2). En general la precisión, exactitud y reproducibilidad fueron similares a trabajos análogos con uso de escalas (Ortega-Acosta *et al.*, 2016; Martelli *et al.*, 2017; Perina *et al.*, 2019; da Silva *et al.*, 2019; Franceschi *et al.*, 2019; Arias *et al.*, 2020). La segunda evaluación mejoró el sesgo de sobreestimación en escala de 7-clases y precisión en 8-clases (Cuadro 1 y 4). Adicionalmente, los clústeres mejor evaluados por escala tuvieron coeficientes similares (Cuadro 2), sugiriendo que el entrenamiento incrementa eficiencia independientemente del número de clases (Librelon *et al.* 2015; Telíz-Ortiz *et al.*, 2003; Martelli *et al.*, 2017).

El Coeficiente de Concordancia de Lin (LCC), con un incremento en su implementación durante la última década ya que integra precisión y exactitud en la conformación del estadístico (Del Ponte *et al.*, 2017; 2022), mostró mejores parámetros para ELD-7c (LCC = 0.96 , IC = $0.94 - 0.98$; Cuadro 2) que en ELD-7c (LCC = 0.9 , IC = $0.83 - 0.97$; Cuadro 2). Como se ha reportado en estudios previos, el LCC no mostró diferencias explicativas con respecto a r y R^2 los cuales tuvieron tendencias similares (Cuadro 2) (Perina *et al.*, 2019). Una correlación de Pearson entre los tres parámetros mostró similitud de $R^2 > 0.98$ entre β , R^2 y LCC. La propuesta de incluir en este trabajo el índice Kappa de Cohen ponderado (κ_w), en complemento al LCC, para determinar grado de acuerdo con respecto al real, validó los resultados de coeficientes lineales y LCC, mostrando mejor concordancia para ELD-7c ($\kappa_w = 0.94 - 0.98$) en donde 60 % de evaluadores tuvieron acuerdo *muy bueno*, en contraste a ELD-8c ($\kappa_w = 0.89 - 0.95$) con 50 % de evaluadores en *moderado* y 22 % en *muy bajo* (Cuadro 2). El índice κ_w en general tuvo correspondencia con β , R^2 y LCC de $r = 0.70$, interesantemente fue mayor en ELD-8c ($r = 0.86$) asociada a una amplia distribución de los errores de evaluación en todas las clases de severidad

(Figura 2-5 y Cuadro 2). Al comparar cada indicador con respecto a la proporción de aciertos reales, el κ_w fue mayor que LCC con $r = 0.91$ para ELD-7c y $r = 0.68$ en ELD-8c y similar con respecto a β y R^2 , por lo que puede considerarse como un indicador complementario a estadísticos lineales en ausencia de otros estadísticos como LCC (Arias *et al.*, 2020; Del Ponte *et al.*, 2017; Martelli *et al.*, 2017; Ortega-Acosta *et al.*, 2016; Librelon *et al.*, 2015).

Validación en campo (VCa) de escalas ELD-7c y ELD-8c. A nivel de validación bajo condiciones de campo, la ELD-7c mantuvo su *exactitud* ($\beta = 0.95$, $CI = 0.91 - 0.99$), *precisión* ($R^2 = 0.95$, $CI = 0.92 - 0.97$) y *reproducibilidad* ($r = 0.92$, $0.89 - 0.95$) con respecto a la validación en entorno controlado (Figura 4-5 y Cuadro 2). El análisis paramétrico de esta escala mostró un *clúster* principal integrado por el real y evaluadores 2 – 4 ($p = 0.93$) con *exactitud* casi perfecta ($\beta > 0.97$) y *precisión muy alta* ($R^2 > 0.95$) (Figura 4A2, Figura 5A y Cuadro 2). Respecto a la reproducibilidad en este clúster, tuvo valores *muy altos* ($r = 0.95 - 0.97$) sugiriendo un margen de error óptimo para condiciones de campo en *Phaseolus coccineus* (Gonzalez-Cruces *et al.*, 2022; Librelon *et al.*, 2015). El evaluador 1 formó un clado significativamente diferente ($p > 0.93$) con las evaluaciones más bajas de exactitud, precisión y reproducibilidad ($\beta = 0.86$, $R^2 = 0.88$, $r = 0.86$) con tendencia a subestimar o sobreestimar las clases 5 – 6 (Figura 4A1-A2, Figura 5A y Cuadro 2). En términos de concordancia, el LCC (0.97 , $CI = 0.95 - 0.98$) y κ_w (0.96 , $CI = 0.96 - 0.97$) no mostraron diferencias con respecto a la evaluación en entorno controlado. Aunque aparentemente exactitud, precisión y concordancia mostraron tendencias análogas bajo condiciones de campo, en clases menores al 16.6 % de severidad, particularmente la clase 4 que en VEC fue subestimada, mejoró notoriamente su discriminación en campo (Figura 2A2 y 4A2). Este efecto, documentado por Del Ponte *et al.* (2022), donde el beneficio de uso de escalas es marginal y mayor en niveles de daño bajo, para un estudio con fines epidemiológicos es ideal para mejorar la precisión en la detección de fases tempranas de la enfermedad donde es posible intervenir un proceso epidémico con mayor efectividad (Gonzalez-Cruces *et al.*, 2022; Mora-Aguilera *et al.*, 2021).

Por el contrario, la escala ELD-8c tuvo mejores métricas con respecto al proceso VEC, e incluso que ELD-7c en campo. El análisis conformó un *clúster* principal con el real y evaluadores 3 – 4 ($p = 0.99$). Los evaluadores 1 – 2 conformaron clados independientes sin diferencias estadísticas ($p > 0.85$, Figura 4B2 y 5B). La *exactitud* mejoró considerablemente y fue *casi perfecta* ($\beta = 0.98 - 1.01$), con principales errores de subestimación en clases 4 – 6 (Figura 4B1, B2, 5B y Cuadro 2). La *precisión* incrementó notablemente a niveles $0.98 - 0.99$ en los cuatro evaluadores, evidenciando una mejora significativa con 8-clases a nivel campo (Figura 4B2, 5B y Cuadro 2). La reproducibilidad de ELD-8c entre evaluadores tuvo la mejor

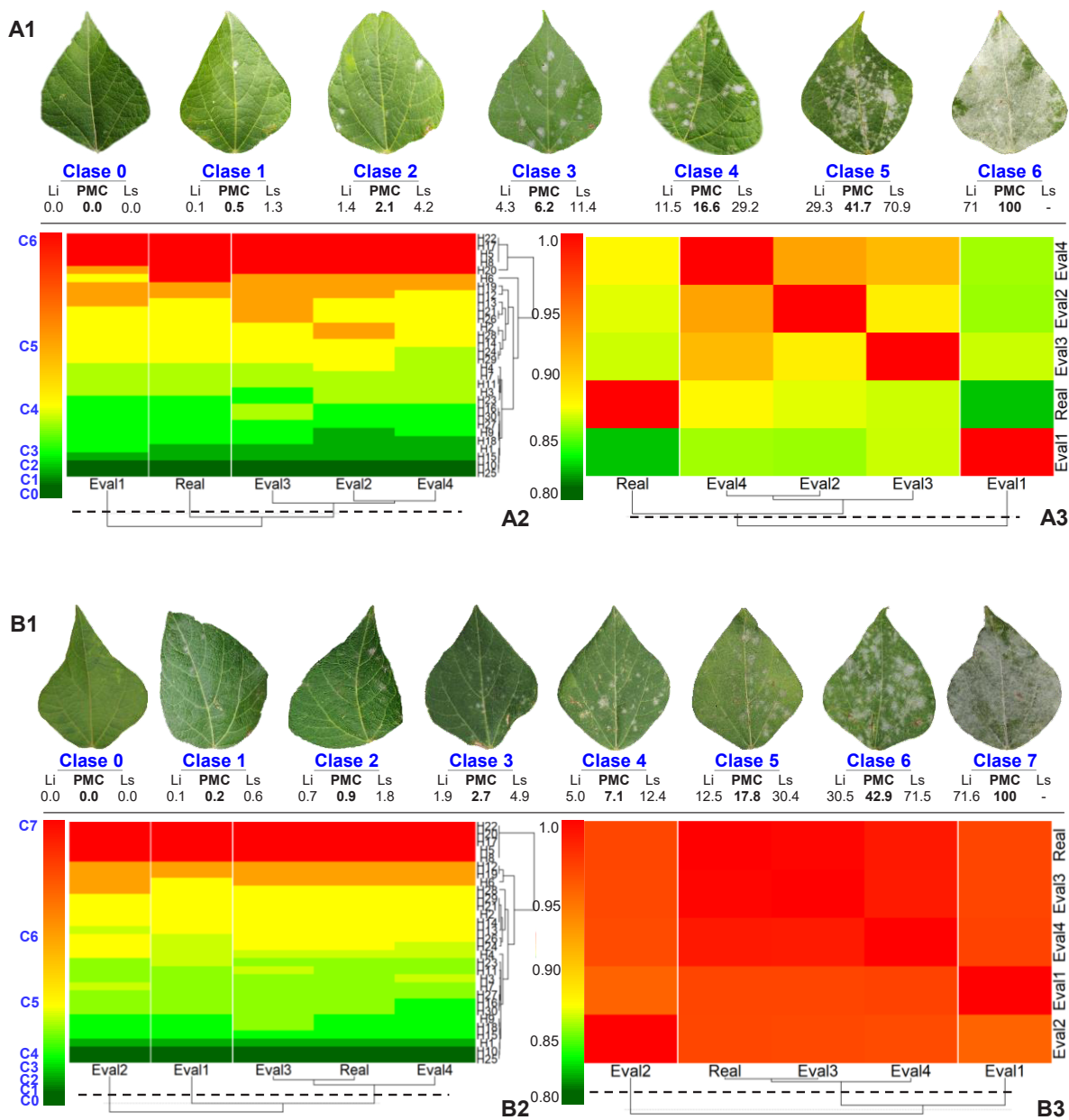


Figura 4. A1 y B1. Escala logarítmica-diagramática de 7 y 8 clases para evaluación de severidad de cenicienta en folíolos de frijol Ayocote (*P. coccineus*), durante el proceso de validación de 30 hojas en campo por cuatro evaluadores seleccionados. A2 y B2. Heatmap del coeficiente de correlación de Pearson (r) entre nueve evaluadores por escala de severidad. Los valores de $r = 0.8 - 1$ indican el nivel de reproducibilidad de cada escala entre evaluadores. A3 y B3. Heatmap de clase de severidad en 30 hojas evaluadas por escala y evaluador. El color representa el valor de la clase asignada por el evaluador para cada hoja. Por evaluador y hojas se traza un *Hierarchical cluster analysis* agrupado por el método 'complete' y distancia *Euclidiana*.

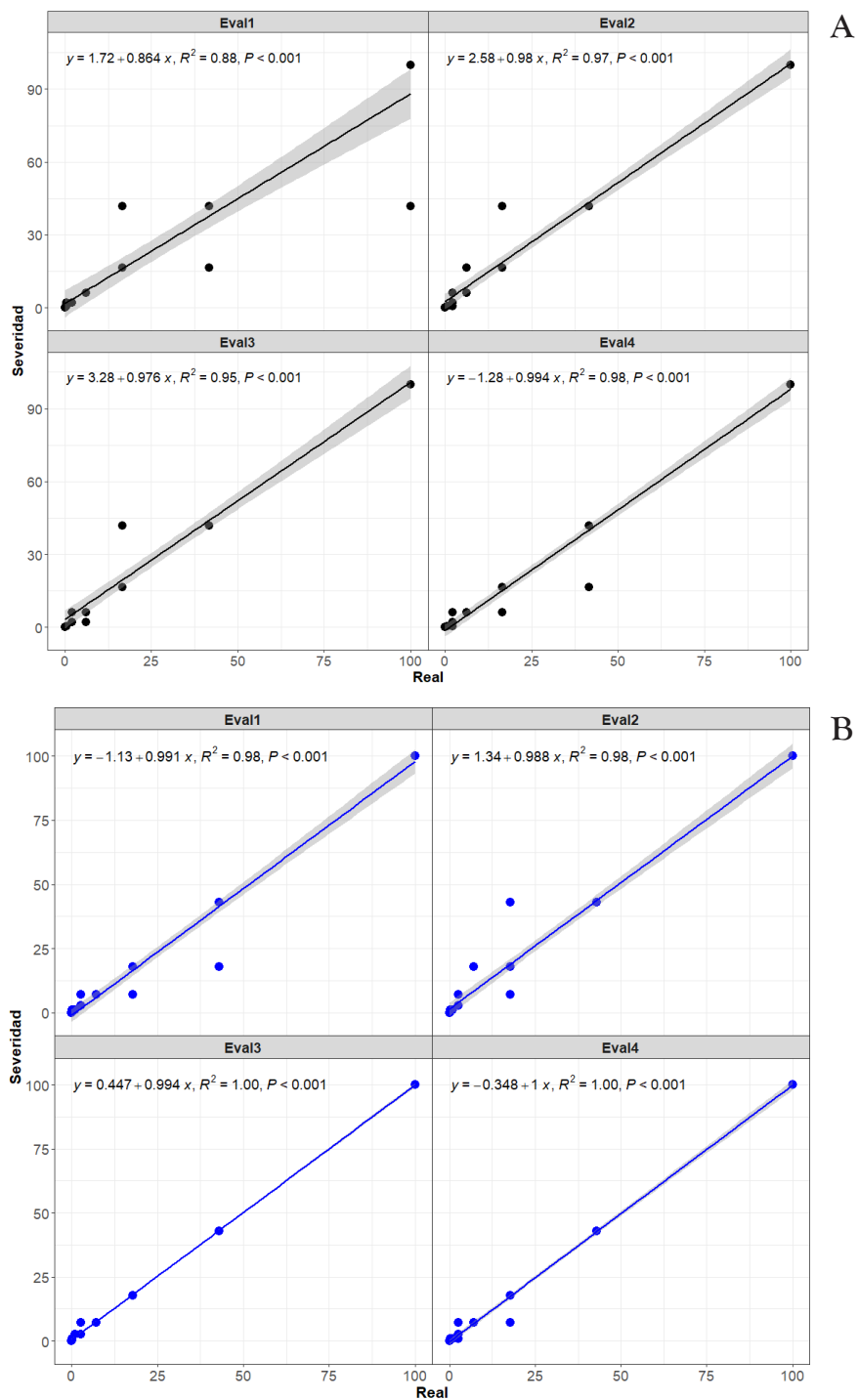


Figura 5. Gráficos de correlación entre severidad (y) evaluada mediante escala y valores reales (x) de nueve evaluadores durante la Validación en campo (VCa) con 30 hojas de *Phaseolus coccineus*. Se ajusta la ecuación de regresión lineal ($y = \beta_0 + \beta_x + e$) para determinar parámetros β , R^2 y p -value mediante la función *stat_poly_eq*. Escalas logarítmicas-diagramáticas de **A.** 7 clases. **B.** 8 clases.

evaluación con respecto al real ($r = 0.99$), aún a pesar de la ligera sobreestimación en clases 2 – 4 (Figura 4B3, 8B, Cuadro 2). En estadísticos de concordancia, tanto LCC (0.99 , $CI = 0.98 - 0.999$) como κ_w (0.98 , $CI = 0.99 - 0.999$) tuvieron los niveles óptimos de acuerdo y mejoraron significativamente con respecto al proceso VEC (Cuadro 2). LCC mantuvo correspondencia con estadísticos lineales (Perina, *et al.*, 2019). En general, la escala de ocho clases aplicada en campo mejoró en términos estadísticos hasta niveles óptimos deseados para una escala logarítmica-diagramática (ELD). Cualitativamente, permitió diferenciar daños iniciales atribuible a clases 1 – 4 con mayor precisión y criterio biológico que ELD-7c, lo cual posibilita el diseño de estrategias orientadas interrumpir cadenas de contagio previo al 7.1 % de severidad ($L_i = 5.3$, $L_s = 12.4$; Figura 1), integrarla a Sistemas de Vigilancia para monitoreo de enfermedades, en programas de mejoramiento o control (Gonzalez-Cruces *et al.*, 2022; Mora-Aguilera *et al.*, 2021; Franceschi *et al.*, 2019; Ortega-Acosta *et al.*, 2016).

Análisis de imagen RGB (13mpx) tomada con Dron Phantom 3 DJI®. El análisis a 27 m en los 15 cuadrantes seleccionados de la parcela de estudio (Figura 6A1) permitió estimar 8.4 % ($CI = 5.3 - 12.6$ %) promedio de severidad de la cenicilla y 0.88 ($CI = 0.76 - 0.99$) de índice de cobertura de vigor (ICV), la cual fue contrastante con la evaluación de campo que obtuvo 47 % ($CI = 38.8 - 55.3$ %) de severidad y 0.46 ($CI = 0.76 - 0.99$) de ICV (Figura 6A2 y Cuadro 3). El análisis de imagen mostró relación inversa entre severidad y ICV ($R^2 = 0.68$) sugiriendo que a mayor densidad de follaje menor intensidad de daño (Cuadro 3). Sin embargo, en comparación con severidad e índice de vigor de planta (ICP) evaluadas con App-Monitor v1.0, mostró una tendencia directamente proporcional, aunque no significativa ($R^2 = 0.2$), debido a la variabilidad de severidad en la unidad experimental (Figura 6). El algoritmo de clasificación subestimó 46.4 – 63.7 % en cuadrantes con $ICV > 0.94$, asociado a ocurrencia de *Erysiphe vignae* principalmente en estrato bajo-medio del dosel, poco expuesto para la imagen aérea (Cuadro 3, Figura 6A1-A2).

Estos resultados sugieren que el algoritmo de clasificación de imágenes fue más ineficiente estimando severidad foliar, asociada a organismos fungosos con infección no-sistémicas (i.e., *Erysiphe vignae*) cuando el ICV fue bajo, evidenciando potencial sobreestimación del daño en cuadrantes con poca disponibilidad de tejido (Cuadro 3, Figura 6A2). No obstante, las evaluaciones de campo también mostraron sesgo importante de severidad con respecto al ICP ($R^2 = 0.19$, Cuadro 3), asociado a la discusión previa sobre procesos de patogénesis exitosos en organismos con condiciones favorables de desarrollo en microclimas de follaje en asociación a menor exposición de luz solar para plantas de *P. coccineus* (Craig y Weyne, 2012; Hückelhoven y Panstruga, 2011), lo cual sugiere que el error de estimación se

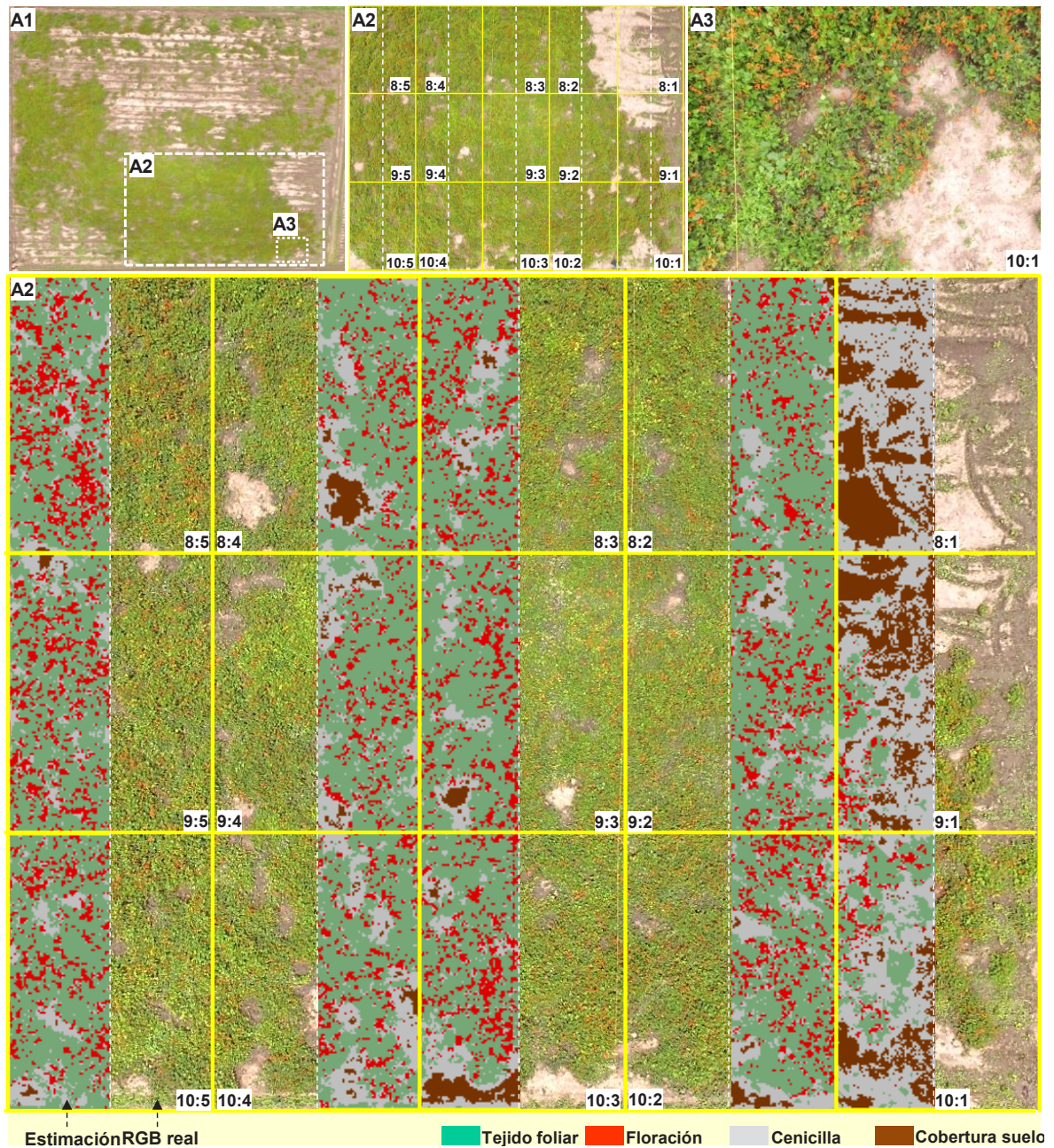
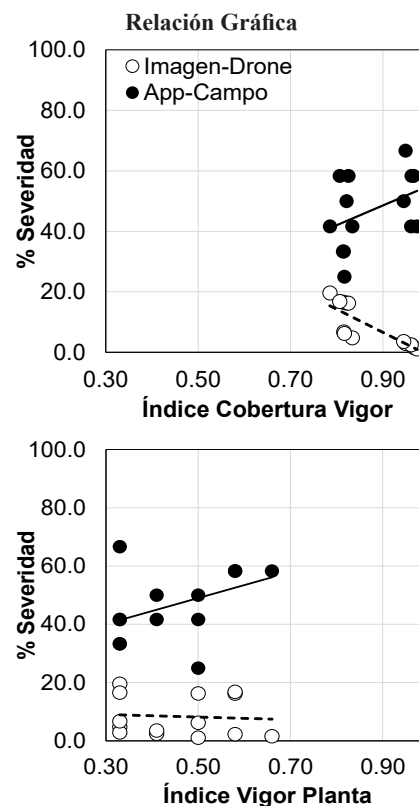


Figura 6. Estimación de indicadores de vigor y daño mediante imagen RGB (13 mpx) de Phantom 3 procesada mediante algoritmo supervisado de segmentación en ArcMap® v10.3. **A1.** Imagen del área total del experimento (40 x 52 m). Toma a 50 m altura. **A2.** Bloque de 15 cuadrantes seleccionados por uniformidad en continuidad de hospedero, vigor y máxima inductividad. En líneas continuas amarillas muestran división de cuadrantes. Líneas blancas discontinuas representan bloques seleccionados para representar estimación vía algoritmo *versus* imagen real. Toma a 27 m. **A3.** Imagen a 5 m de sector seleccionado para diseño de 'firma RGB' con categorías del cultivo (tejido foliar, floración, cenicilla y cobertura suelo).

Cuadro 3. Comparativo de índice de cobertura vigor (ICV), vigor de planta (ICP) y porcentaje de severidad de cenicilla, estimados con imagen RGB de dron y evaluaciones de campo.

C:B ^x	Dron		Campo ^y	
	Índice de Cobertura Vigor	% Severidad cenicilla	Índice de Vigor de planta	% Severidad cenicilla
8:1	0.01	.	0.00	0.00
8:2	0.83	4.8	0.33	41.7
8:3	0.97	1.6	0.66	58.3
8:4	0.96	2.3	0.58	58.3
8:5	0.95	2.9	0.33	66.7
9:1	0.82	6.7	0.33	33.3
9:2	0.82	6.2	0.50	25.0
9:3	0.97	1.1	0.50	41.7
9:4	0.96	2.5	0.41	41.7
9:5	0.95	3.6	0.41	50.0
10:1	0.79	19.6	0.33	41.7
10:2	0.81	16.6	0.33	33.3
10:3	0.82	16.3	0.50	50.0
10:4	0.83	16.2	0.58	58.3
10:5	0.81	16.8	0.58	58.3
\bar{x} (\pm sd)	0.88 (\pm 0.24)	8.4 (\pm 7.1)	0.46 (\pm 0.16)	47.0 (\pm 16.8)
CI	0.76 – 0.99	5.3 – 12.6	0.38 – 0.53	38.8 – 55.3



^x ID de Cuadrante (C) y Bloque (B). ^y Estimaciones de campo con App-Monitor v1.0 usando 5 clases (0-100 %) (Armenta-Cárdenas *et al.*, 2024). Sd = Desviación estándar, CI = Intervalo de Confianza ($\alpha = 0.05$).

asocia a factores biológicos del patosistema más que a proceso de análisis digital. Se ha documentado que este tipo de análisis puede tener implicaciones favorables en otros organismos-enfermedades como virosis, marchiteces, tizones, etc.; o cálculo de índice e indicadores epidemiológicos en cultivos (Gonzalez-Cruces *et al.*, 2022). En general, los resultados exploratorios de análisis de imágenes sugieren que estas metodologías tienen potencial epidemiológico importante; sin embargo, deben complementarse con evaluaciones de campo vinculadas con sistemas de muestreo (i.e., patrón de muestreo) diseñados *ad hoc* a criterios biológicos-epidemiológicos del patosistema y los cuales permitan tomar decisiones.

CONCLUSIONES

El proceso de validación en entorno controlado y en campo permitió generar escalas con estadísticos parámetros cuantitativos óptimos. En campo, las escalas logarítmicas-diagramáticas de siete y ocho clases seleccionadas y validadas tuvieron valores de exactitud, precisión y concordancia ideales para ser empleadas en la medición de severidad de cenicilla causada *Erysiphe vignae* en frijol Ayocote. No obstante, para fines epidemiológicos con fines de manejo en cultivo de mayor extensidad, es recomendable el uso de ocho clases ya que permitió mayor precisión sobre las fases iniciales del proceso de patogénesis de *E. vignae*. Respecto al uso de imágenes para estimación de daño, la subestimación de severidad calculada con imagen RGB-dron *versus* la evaluada en campo con App-Monitor sugiere la necesidad de establecer métodos complementarios digitales y terrestres debido a la ocurrencia de *E. vignae* en el dosel medio de la planta y sus hábitos de crecimiento que implican cobertura foliar heterogénea. Así mismo, se deben probar otras metodologías digitales en adición a imágenes vía dron. Se propone una metodología para desarrollo de *ELD* integrado por: toma, procesamiento y cuantificación de imágenes; validación en entorno controlado y campo. Para la validación de *ELD* se proponen métricas de precisión (R^2); exactitud (β); reproducibilidad (coeficiente de Pearson y *Hierarchical Cluster Analysis*); y concordancia (Coeficiente de Lin e Índice de Kappa), por primera vez de manera integral. Se proponen imágenes RGB-dron para estimar un índice de cobertura de vigor y severidad integral.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al CONAHCYT por la beca otorgada a los estudiantes de postgrado y al equipo CP-LANREF por el apoyo logístico y operativo para la realización de actividades de campo.

LITERATURA CITADA

- Arias MS, Guerrero AGE and González PPA. 2020. Diagrammatic scale for measuring severity of gray mould in thornless Castilla blackberry (*Rubus glaucus* Benth). *Crop protection Ciencia Rural* 50:11, e20190859. <https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20190859>.
- Armenta-Cárdenas MJ, Ávila-Alistac N, Zúñiga-Romano MC, Acevedo-Sánchez G, Muñoz-Alcalá A, Gómez-Mercado R, Coria-Contreras JJ, Gutiérrez-Esquivel D, Cruz-Izquierdo S, García-González I, Bibiano-Nava O and Mora-Aguilera G. 2024. Epidemiological etiology of *Erysiphe* sp. and putative viral and phytoplasma-like symptoms in Ayocote bean (*Phaseolus coccineus*). *Mexican Journal of Phytopathology* 42 (2): 11. <https://doi.org/10.18781/R.MEX.FIT.2310-7>.
- Ávila-Alistac N, Rivas-Valencia P y Espinosa-Calderón A (Eds.). 2023. *El Maíz y Frijol en México: Etiología, Epidemiología y Mejoramiento Genético*. Ed. Sociedad Mexicana de Fitopatología, A.C. (SMF). Primera Edición. ISBN:978-607-69698. <https://doi.org/10.18781/R.MEX.FIT.2024-1>.

- Craig A and Weyne WF. 2012. Effects of sunlight exposure on grapevine powdery mildew development. *Phytopathology* 102 (9): 857-866. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-07-11-0205>.
- da Silva GCBM, Pio R, Pereira RCM, Peche PM and Pozza EA. 2019. Development and validation of a severity scale for assessment of fig rust. *Phytopathologia Mediterranea* 58 (3): 597-605. <https://doi.org/10.14601/Phyto-10967>
- Del Ponte EM, Cazón LI, Alves KS, Pethybridge SJ and Bock CH. 2022. How much do standard area diagrams improve accuracy of visual estimates of the percentage area diseased? A systematic review and meta-analysis. *Tropical Plant Pathology* 47: 43–57. <https://doi.org/10.1007/s40858-021-00479-5>
- Del Ponte EM, Pethybridge SJ, Bock CH, Michereff SJ, Machado FJ and Spolti P. 2017. Standard area diagrams for aiding severity estimation: scientometrics, pathosystems, and methodological trends in the last 25 years. *Phytopathology* 107:1161–1174. <https://doi.org/10.1094/PHYTO-02-17-0069-FI>.
- Franceschi VT, Alves KS, Mazaro SM, Godoy CV, Duarte HSS and Del Ponte EM. 2020. A new standard area diagram set for assessment of severity of soybean rust improves accuracy of estimates and optimizes resource use. *Plant Pathology* 69: 495–505. <https://doi.org/10.1111/ppa.13148>.
- Godoy CV, Carneiro SMTPG, Iamauti MT, Pria MD, Amorim L, Berger RD and Filho AB. 1997. Diagrammatic scales for bean diseases: development and validation. *Journal of Plant Diseases and Protection* 104(4): 336–345. <http://www.jstor.org/stable/43215167>.
- Gonzalez-Cruces A, Arista-Carmona E, Díaz-Arias KV, Ramírez-Razo K, Hernández-Livera A, Acevedo-Sánchez G, Mendoza-Ramos C and Mora-Aguilera G. 2022. Epidemiology of *Bean common mosaic virus* and *Alternaria alternata* in 12 *Phaseolus vulgaris* genotypes. *Mexican Journal of Phytopathology* 40 (2): 188-220. <https://doi.org/10.18781/R.MEX.FIT.2202-8>.
- Hückelhoven R and Panstruga R. 2011. Cell biology of the plant–powdery mildew interaction. *Current Opinion in Plant Biology* 14 (6): 738-746. <https://doi.org/10.1016/j.pbi.2011.08.002>.
- Librelon SS, Souza EA, Pereira R, Pozza EA and Abreu AFB. 2015. Diagrammatic scale to evaluate angular leaf spot severity in primary leaves of common bean. *Australasian Plant Pathology* 44: 385–395. <https://doi.org/10.1007/s13313-015-0360-9>.
- Martelli IB, Pacheco CdeA, Bastianel M, Schinor EH, Conceição Pmda and Azevedo de FA. 2017. Diagrammatic scale for assessing foliar symptoms of *Alternaria* brown spot in citrus. *Agronomy Science and Biotechnology* 2 (2): 57. <https://doi.org/10.33158/ASB.2016v2i2p57>.
- Mora-Aguilera G, Acevedo-Sánchez G, Guzmán-Hernández E, Flores-Colorado OE, Coria-Contreras JJ, Mendoza-Ramos C, Martínez-Bustamante VI, López-Buenfil A, González-Gómez R and Javier-López MÁ. 2021. Web-based epidemiological surveillance systems and applications to coffee rust disease. *Mexican Journal of Phytopathology* 39 (3): 452-492. <https://doi.org/10.18781/r.mex.fit.2104-6>.
- Nutter JRFW and Schultz PM. 1995. Improving the accuracy and precision of disease assessments: selection of methods and use of computer-aided training programs. *Canadian Journal of Plant Pathology* 17 (2): 174–184. <https://doi.org/10.1080/07060669509500709>.
- Ortega-Acosta SA, Velasco-Cruz C, Hernández-Morales J, Ochoa-Martínez DL and Hernández-Ruiz J. 2016. Diagrammatic logarithmic scales for assess the severity of spotted leaves and calyces of roselle. *Mexican Journal of Phytopathology* 34: 270-285. <https://doi.org/10.18781/R.MEX.FIT.1606-6>.
- Perina FJ, Belan LL, Moreira SI, Nery EM, Alves E and Pozza EA. 2019. Diagrammatic scale for assessment of *Alternaria* brown spot severity on tangerine leaves. *Journal Plant Pathology* 101: 981–990. <https://doi.org/10.1007/s42161-019-00306-6>.
- Teliz-Ortiz D, Mora-Aguilera G and Ávila-Quezada GD. 2003. Logarithmic systems for measuring severity of anthracnose and scab in avocado fruits. *Proceedings V World Avocado Congress, Mexico*. 585-589 p. http://www.avocadosource.com/WAC5/Papers/wac5_p585.pdf.