

DETECCIÓN DE CENICILLA EN ROSA USANDO PROCESAMIENTO DE IMÁGENES POR COMPUTADORA

Noé Velázquez-López^{1*}; Yutaka Sasaki²; Kazuhiro Nakano³;
José M. Mejía-Muñoz⁴; Eugenio Romanchik Kriuchkova⁵

¹Graduate School of Agriculture, Tokyo University of Agriculture, 1-1-1, Sakuragaoka, Setagaya, Tokyo 156-8502, Japan. Correo-e: noe.velazquez@gmail.com (*Autor para correspondencia)

²Faculty of Regional Environment Science, Tokyo University of Agriculture, 1-1-1, Sakuragaoka, Setagaya, Tokyo 156-8502, Japan. Correo-e: y3sasaki@nodai.ac.jp

³Graduate School of Science and Technology, Niigata University, 2-8050, Niigata, 950-2181, Japan.

⁴Departamento de Fitotecnia, Universidad Autónoma Chapingo. km 38.5 Carretera México-Texcoco. Chapingo, Estado de México, C. P. 56230. MÉXICO. Correo-e: jmerced58@hotmail.com

⁵Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Universidad Autónoma Chapingo. km 38.5 Carretera México-Texcoco. Chapingo, Estado de México, C. P. 56230. MÉXICO. Correo-e: eugenior@correo.chapingo.mx

RESUMEN

Las plagas y enfermedades representan un problema para los cultivos ornamentales y a su vez para el mercado internacional y por lo tanto deben ser controladas. Los principales mercados para flores de corte se encuentran en Europa, Estados Unidos y Japón. México es uno de los principales proveedores de EUA. Las rosas son actualmente el cultivo ornamental más importante y también uno de los más susceptibles a enfermedades las cuales se propagan fácilmente. Sería posible aplicar tratamientos y protección temprana si las enfermedades pudieran ser detectadas en una etapa temprana así como sus agentes causales. En esta investigación se desarrolló un sistema de detección de la cenicilla (*Sphaerotheca pannosa*) en rosa con Open CV. Open CV es una librería de fuente abierta de visión por computadora, la cual está escrita en lenguaje C y C++. La detección fue hecha de acuerdo con el espacio de color HSV. La imagen fuente fue convertida del espacio de color RGB al espacio HSV y las partes de la enfermedad y la planta fueron extraídas de acuerdo con la información de H, S y V. Posteriormente se removieron los objetos blancos "ruido". Finalmente la precisión de la detección fue evaluada. El sistema de detección desarrollado es capaz de detectar la cenicilla a través del espacio de color HSV con Open CV. Mejores diagnósticos fueron obtenidos usando fotografías cercanas (10 cm). El error causado principalmente por el reflejo de la luz en las fotografías distantes pudo ser evitado exitosamente usando una detección activa, la cual permite diagnosticar enfermedades aun cuando se utilicen fotografías distantes.

PALABRAS CLAVE ADICIONALES: Visión por computadora, cultivo en invernadero, invernadero de rosa, detección de enfermedades, librería de fuente abierta de visión por computadora.

DETECTION OF POWDERY MILDEW DISEASE ON ROSE

USING IMAGE PROCESSING WITH OPEN CV

ABSTRACT

Pests and diseases represent a problem in ornamental crops, which at the same time affect the international trade and therefore have to be controlled. The main markets for cut flowers are located in Europe, United States and Japan. Mexico is one of the main suppliers to USA. Roses are currently the most important ornamental crops and also they are very susceptible to diseases, which spread easily. It would be possible to conduct early protection and treatment applications if diseases could be detected on early stage as well as the causal agents. In this research a detection system of powdery mildew (*Sphaerotheca pannosa*) on rose was developed with Open CV. Open CV is an open source computer vision library, which is written in C and C++ language. The detection was made according to the HSV space color. The source image was converted from the RGB to the HSV space color and the disease and the plant parts were extracted according to the H, S and V information. After that the noise (white objects) was removed. Finally the accuracy of the detection was evaluated. The developed disease detection system is able to detect the powdery mildew disease through the HSV space color with Open CV. Better results were obtained when using close pictures (10 cm). The miss-matched rate caused mostly by halation when using distant pictures could be successfully avoided using active sensing which allows for disease detection even when using distant pictures.

ADDITIONAL KEY WORDS: Computer vision, greenhouse cultivation, greenhouse rose, disease detection, open source computer vision library.

INTRODUCCIÓN

Más de 65 países participan en el mercado internacional de flores de corte y follajes. De acuerdo con la Asociación Internacional de Productores Hortícolas (AIPH, 2007) los principales mercados están localizados en Europa con alrededor de US\$30 billones, Estados Unidos con alrededor de US \$6.5 billones y finalmente Japón con US \$4 billones. México es uno de los principales proveedores de flores a EUA. En México las principales flores cultivadas en una superficie de 15 mil hectáreas de 2004 a 2006 fueron gladiola, crisantemo, cempazúchitl, clavel y rosa de invernadero representando el 33 % de la superficie total cultivada en 2006 y el 66 % del valor de la producción total en el mismo periodo. La producción de rosa de invernadero, representó sólo el 1.91 % (485.2 ha) de la superficie cultivada en 2006, pero su valor correspondió al 18 % (alrededor de \$76.7 millones de dólares) del valor total de la producción del mismo año (SIAP-SAGARPA, 2006).

Las rosas son actualmente el cultivo ornamental económicamente más importante (Linde *et al.*, 2004). En su mayoría son cultivadas por su valor ornamental (plantas para jardín, maceta y flores de corte), pero en cierta medida, también por su valor culinario (Uggla *et al.*, 2005).

Desafortunadamente las rosas son muy vulnerables a enfermedades, las cuales se esparcen con facilidad. Estas enfermedades reducen significativamente el valor ornamental de la planta. Varios hongos patógenos afectan negativamente la producción de rosas en invernaderos. De acuerdo con Linde y Shishkoff (2003), la enfermedad fúngica más grave y generalizada es la cenicilla (*Podosphaera pannosa* var. *rosae*, syn. *Sphaerotheca pannosa*). Ésta ataca a las plantas cultivadas al aire libre, tales como rosas de jardín, así como las rosas en invernaderos para la producción de flores de corte (Leus *et al.*, 2006). Causa una severa reducción en el rendimiento y calidad debido a la formación de pústulas con apariencia de polvo blanco que aparecen en hojas, tallos y flores (Figura. 1) (Yan *et al.*, 2006).

En agricultura se han desarrollado muchas aplicaciones usando visión por computadora. Los sistemas de visión por computadora no sólo reconocen el tamaño, forma, color y textura de los objetos, sino que también proporcionan atributos numéricos de los objetos o escenarios que se examinan (Yud-Ren *et al.*, 2002).

De hecho, en condiciones de producción, el personal a cargo del invernadero periódicamente observa las plantas en busca de plagas y enfermedades. Estas observaciones pueden dar una alarma y señalar los lugares de la disfunción pero son cualitativas y su precisión depende de la resolución del ojo humano, incluso si se pueden usar herramientas de amplificación (Boissard *et al.*, 2007).

Las ventajas del uso de la tecnología de detección por imágenes, pueden ser bastante precisas, no destructivas y

INTRODUCTION

Over 65 countries are involved in the international trade in cut flowers and foliage. According to the International Association of Horticultural Producers (IAHP, 2007) the main markets are located in Europe with around US\$30 billion, United States with around US\$6.5 billion and finally Japan with US\$4 billion. Mexico is one of the principal suppliers of cut flowers to USA. The main flowers cultivated in an area of 15 thousand hectares in Mexico from 2004 to 2006 were gladioli, chrysanthemum, marigold, carnation and greenhouse rose representing 33 % of the total cultivated area in 2006 and 66 % of the total production value in the same period. Greenhouse rose production represented just 1.91 % (485.2 ha) of the cultivated surface in 2006 but its value corresponded to 18 % (around \$ 76.7 million) of the total production value of the same year (SIAP, 2009).

Roses are currently the most economically important ornamental crops (Linde *et al.*, 2004). Mostly they are grown for their ornamental value (garden and landscape plants as well as cut flowers) but to some extent also for their culinary value (Uggla and Carlson-Nilsson, 2005). Unfortunately roses are very vulnerable to diseases, which spread easily. Diseases significantly reduce the ornamental value of the plant. Several fungal pathogens adversely affect rose production in greenhouses. According to Linde and Shishkoff (2003) the most serious and widespread fungal disease is powdery mildew (*Podosphaera pannosa* var. *rosae*, syn. *Sphaerotheca pannosa*). It attacks plants grown in open air such as garden roses as well as roses in greenhouses for cut flower production (Leus *et al.*, 2006). It causes severe yield and quality reductions due to the formation of white powdery pustules that appear on the leaves, stems and flowers (Figure 1) (Yan *et al.*, 2006).

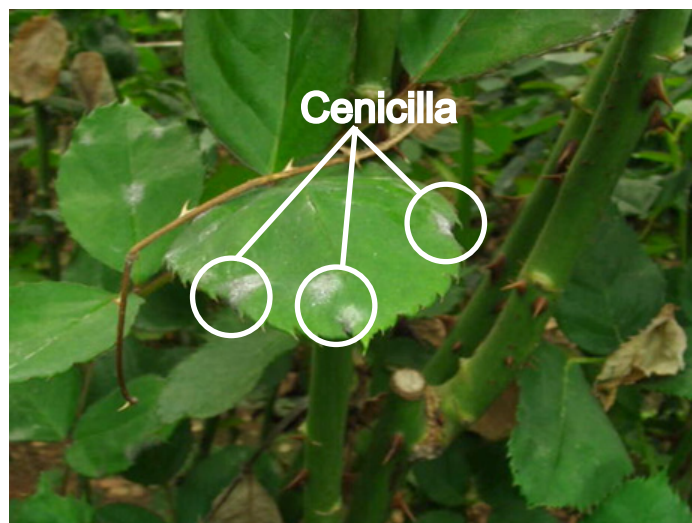


FIGURA 1. Signos y síntomas de cenicilla en hojas de rosa.

FIGURE 1. Signs and symptoms of powdery mildew on leaves of roses.

In agriculture, many applications using computer visions have been developed. Computer vision systems not

con resultados consistentes (Chen *et al.*, 2002). Además, numerosas herramientas basadas en procesamiento de imágenes por computadora se han desarrollado para ayudar a los agricultores a vigilar el crecimiento adecuado de sus cultivos. Se ha puesto especial atención a las últimas etapas de crecimiento, es decir, cuando el cultivo está cerca de ser cosechado (Camargo y Smith, 2009a). Sistemas de visión artificial se han propuesto para diversas aplicaciones agrícolas, proporcionando la información necesaria acerca de la condición del suelo, cobertura de residuos, sanidad vegetal, identificación de especies, densidad de población y el tamaño de la planta (Hemming y Rath, 2001). Sin embargo, en el área de control de enfermedades, la mayoría de las investigaciones se han centrado en el tratamiento y control de malezas y pocos estudios se han centrado en la identificación automática de enfermedades (Camargo y Smith, 2009b). La identificación automática de enfermedades en plantas por inspección visual puede ser de gran beneficio para aquellos usuarios que tienen poca o nula información sobre el cultivo que están produciendo (Lili *et al.*, 2011). Eventualmente, sería posible llevar a cabo la protección temprana y aplicación de tratamientos si las enfermedades así como los agentes causales pudieran ser identificados en su etapa inicial. Este estudio, describe un método basado en procesamiento de imágenes que identifica los síntomas visuales de la enfermedad de la cenicilla en cultivos de rosa en invernaderos mediante la extracción de los colores de las regiones de la planta y la enfermedad a través del espacio de color HSV con Open CV. Open CV es una librería de código abierto de visión por computadora disponible en <http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary>, la cual es sobre todo, una librería de alto nivel que implementa algoritmos para técnicas de calibración (Calibración de cámara), detección de características (rasgos) y rastreo (flujo óptico), forma (Geométrica, procesamiento del contorno), análisis de movimiento (plantillas en movimiento, estimadores), reconstrucción 3D (vista morfológica) reconocimiento y segmentación de objetos (histogramas, incorporando modelos ocultos de Markov, Objetos Eigen). La librería está escrita en lenguaje C y C++ y corre bajo Linux, Windows y Mac OSX.

El objetivo de este estudio fue el desarrollo de un sistema totalmente automatizado para el manejo del cultivo en invernadero. En esta investigación los siguientes puntos han sido estudiados: desarrollo de un sistema de detección de la enfermedad de cenicilla en cultivo de rosa en invernadero, identificando sus síntomas visuales usando procesamiento de imágenes por computadora y evaluación del sistema desarrollado.

MATERIALES Y MÉTODOS

La variedad de rosa usada fue Lipstick, que fue infectada con la enfermedad de la cenicilla. Imágenes de hojas sintomáticas fueron tomadas el 20 de febrero de 2009, de las 12:00 a las 16:00 h, en Coatepec Harinas, estado de México, México. La temperatura dentro del

only recognize size, shape, color, and texture of objects, but also provide numerical attributes of the objects or scene being imaged (Yud-Ren *et al.*, 2002). In fact, in production conditions, greenhouse staff periodically observes plants and search for pests and diseases. These observations may raise an alarm and point out places of dysfunction but they are qualitative and their accuracy depends on the human eye resolution, even if magnification tools can be used (Boissard *et al.*, 2007).

Advantages of using imaging technology for sensing are that it can be fairly accurate, non-destructive, and yields consistent results (Chen *et al.*, 2002). In addition, numerous image-processing based computerized tools have been developed to help farmers to monitor the proper growth of their crops. Special attention has been put towards the latest stages of growth, that is, when the crop is near harvesting (Camargo and Smith, 2009a). Machine vision systems have been proposed for various agricultural applications by providing needed information about soil condition, residue cover, plant health, plant species identification, plant population density and plant size (Hemming and Rath, 2001).

However, in the area of disease control, most research has been focused on the treatment and control of weeds, and few studies have been focused on the automatic identification of diseases (Camargo and Smith, 2009b). Automatic plant disease identification by visual inspection can be of great benefit to those users who have little or no information about the crop they are growing (Lili *et al.*, 2011). Eventually, it would be possible to conduct early protection and treatment applications if diseases as well as the causal agents could be identified on early stage.

This study describe an image-processing based method that identifies the visual symptoms of the powdery mildew disease on green house rose cultivation by extracting the colors of the plant and diseased regions through the HSV space color with Open CV. Open C Vis an open source computer vision library available from <http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary>, which is mostly a high-level library implementing algorithms for calibration techniques (Camera Calibration), feature detection (Feature)and tracking (Optical Flow), shape analysis (Geometry, Contour Processing), motion analysis (Motion Templates, Estimators), 3D reconstruction (View Morphing), object segmentation and recognition (Histogram, Embedded Hidden Markov Models, Eigen Objects). The library is written in C and C++ language and runs under Linux, Windows and Mac OS X.

The goal of this study was to development of a totally automated management system for greenhouse cultivation. In this research, the following points have been studied: development of a detection system of powdery mildew disease on greenhouse rose-cultivation identifying its visual symptoms using image processing and an evaluation of the developed system.

invernadero fue alrededor de 25 °C con cielos despejados. Las fotografías usadas en esta investigación fueron tomadas con una cámara Everio (Victor, JVC, GZ-HD30, Compañía Victor de Japón, Localizada; 3-12, Moriyacho, Kanagawa-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 221-8528, Japón). Las fotografías muestra fueron tomadas a una distancia de 10 y 50 cm. Las imágenes fueron tomadas con dos condiciones diferentes de fondo; solamente el suelo y suelo con hojas. Se evitó la reflexión de la luz solar a fin de evitar halo en las imágenes. Las muestras fotográficas fueron tomadas a cada 90 grados alrededor de la planta con una inclinación de 30 grados de la cámara centrándose en las partes enfermas. Finalmente se tomaron imágenes de hojas sanas. La radiación (klux) se midió durante 5 segundos, para cada lugar donde las fotos fueron tomadas, con un medidor de luz CEM (DT-1309) con un rango máximo de 400,000 Lux y una capacidad de medición de 1.5 veces por segundo. En todos los casos el tamaño de las imágenes fue de 640x480 pixeles. El set analizado fue de 40 imágenes, 20 imágenes de una distancia de 50 cm (imágenes distantes) y 20 imágenes a una distancia de 10 cm (imágenes cercanas).

Open CV y el procedimiento de procesamiento de imágenes

Como se mencionó antes, en esta investigación se usó el software Open CV (Fuente abierta de visión por computadora). El cual proporciona un conjunto de funciones de procesamiento de imágenes, así como funciones de análisis de patrones e imágenes. Por ejemplo, la conversión entre los espacios de color RGB (R: red, G: green y B: blue, por sus siglas en inglés) y HSV (H: hue, S: saturation and V: value, por sus siglas en inglés). La conversión de RGB a HSV permite la extracción de partes o colores específicos de las imágenes, debido a que la imagen original es dividida en 3 canales (H, S y V). HSV son definidos matemáticamente por transformaciones entre R, G y B y las coordenadas de los colores en el espacio RGB y las coordenadas de H, S y V del espacio HSV. Las Conversiones de RGB a HSV están representadas por las siguientes ecuaciones (Smith, 1978.):

$$H = \begin{cases} 60 \cdot \frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 0, & \text{donde } \max(R, G, B) = R \\ 60 \cdot \frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 120, & \text{donde } \max(R, G, B) = G \\ 60 \cdot \frac{R - G}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 240, & \text{donde } \max(R, G, B) = B \end{cases}$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$$

$$V = \max(R, G, B)$$
(1)

El valor de H es por lo general normalizado para estar entre 0 y 360 °. La dirección de cada radio corresponde a

MATERIALS AND METHODS

Lipstick was the variety infected with the powdery mildew disease. Images from symptomatic leaves were taken on February 20, 2009, from 12:00 h to 16:00 h, in Coatepec Harinas, estado de Mexico, Mexico. Temperature inside the greenhouse was around 25 °C with cloudless skies. The pictures used in this research were taken with a video camera Everio (Victor, JVC, GZ-HD30. Victor Company of Japan, Limited; 3-12, Moriyacho, Kanagawa-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, 221-8528, Japan). The photograph samples were taken at a distance of 10 and 50 cm. Images were taken under two different conditions of background; only soil and soil as well as leaves were included. Sunlight reflection was avoided in order to prevent halation on the images. Sample photographs were taken at every 90 degrees around the plant with a camera tilt of 30 degrees focusing on the diseased parts. Finally, pictures of healthy leaves were taken. The radiation (kLux) was measured during 5 seconds for each place where the pictures were taken with a light-meter CEM (DT-1309) with maximum range of 400,000Lux and the measure rate is 1.5 times/second. In all cases, the image format used was JPG, 24bits and the size of the pictures was 640x480 pixels. The testing set was composed of 40 pictures, 20 pictures from a distance of 50 cm (distant pictures) and 20 pictures from 10 cm (close pictures).

Open CV and Image processing procedure

As mention before, in this research, Open CV (Open source computer vision) software was used, wich Usedprovides a set of image processing functions, as well as image and pattern analysis functions (Bradsky and Kaebler, 2008). For example, conversion between the RGB (R:red, G:green and B:blue) and the HSV (H:hue, S:saturation and V:value) space color. The conversion from RGB to HSV allows for the extracting of specific parts or colors from the images, because the source image is divided in three channels (H, S and V). HSV are defined mathematically by transformations between the R, G, and B coordinates of colors in RGB space and the H, S, and V coordinates of the HSV space. Conversion from RGB to HSV space color is represented by the following equations (Smith, 1978.):

$$H = \begin{cases} 60 \cdot \frac{G - B}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 0, & \text{where } \max(R, G, B) = R \\ 60 \cdot \frac{B - R}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 120, & \text{where } \max(R, G, B) = G \\ 60 \cdot \frac{R - G}{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)} + 240, & \text{where } \max(R, G, B) = B \end{cases}$$

$$S = \frac{\max(R, G, B) - \min(R, G, B)}{\max(R, G, B)}$$

$$V = \max(R, G, B)$$
(1)

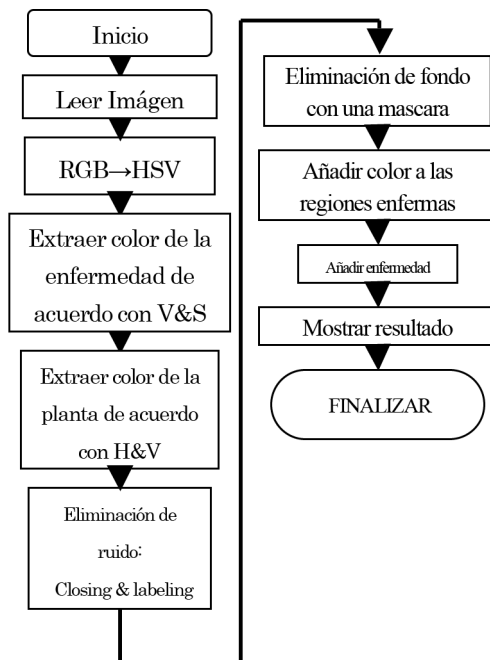


FIGURA 2. Algoritmo de detección de la enfermedad.

FIGURE 2. Disease detection algorithm.

un color (amarillo, verde, azul, etc.). La escala de grises en el espacio de color RGB se representa como una rampa moviéndose del color negro al blanco. En el espacio de color HSV la escala de grises es representada por el valor (V) que se mueve entre 0 % (negro) y 100 % (blanco). Por lo tanto las regiones de las plantas se extrajeron de acuerdo a H y V, y las áreas enfermas fueron extraídas de acuerdo con V y S.

Sistema de diagnóstico y métodos experimentales

Tanto los colores de las partes de la enfermedad como los de planta sana fueron extraídos a través de la información del espacio de color HSV (Hue, Saturation, Value, por sus siglas en inglés).

En HSV H representa el tipo de color. H es un ángulo que va de 0 a 360 grados. S indica la gama de grises en el espacio de color. Este va de 0 a 100 %. V es el brillo del color. Este va de 0 a 100 %. Cuando el valor es 0 el espacio de color será totalmente negro y cuando el valor es 100 el espacio de color será totalmente blanco. Por eso, la extracción de la parte de la planta se llevó a cabo de acuerdo con la información de H y V y la extracción de la parte enferma de acuerdo con la información de V. Los valores de H y V se establecieron de la siguiente manera: H (40-130°) y V (30-100, 40-100, 50-100, 60-100 y 70-100 %). El programa fue desarrollado utilizando Visual Studio 2005. Development Environment (sistema operativo, Windows XP). El algoritmo inicia mediante la conversión de la imagen original (Figura 2) del espacio de color RGB a HSV. La imagen convertida fue entonces segmentada y las regiones enfermas fueron extraídas de acuerdo a V, a la vez que las regiones de la planta se extrajeron de acuerdo a H y

The value of H is generally normalized to lie between 0 and 360°. The direction of each radius corresponds to a tint (yellow, green, blue, etc.). Gray scale in the RGB space color is represented as a ramp moving from black to white color. In the HSV space color the gray scale is represented by value (V) moving from 0 % (black) to 100 % (white). Therefore the plant regions were extracted according to H and V, and diseased areas were extracted according to V and S.

Diagnosis system and experimental methods

Both, disease and plant parts-color were extracted through the HSV (Hue, Saturation, Value) space color information. In HSV hue (H) represents the color type. Hue is an angle from 0 degree to 360 degrees. Saturation (S) indicates the range of grey in the color space. It ranges from 0 to 100 %. Value (V) is the brightness of the color. It ranges from 0 to 100 %. When the value is '0' the color space will be totally black and when the value is '100' the color space will be white. Therefore, the extraction of the plant part occurred according to the H and V information and the extraction of the diseased parts according to the V information. The values of H and V were set as follow: H (40-130°) and V (30-100, 40-100, 50-100, 60-100 and 70-100 %). The program was developed using Visual Studio 2005 Development Environment (OS; Windows XP). The algorithm starts by converting the source image (Figure 2) from the RGB into the HSV space color. The converted image was then segmented extracting the diseased regions according to V, at the same time the plant regions were extracted according to H and V, after that, the noise was removed by closing and labeling, then a mask was created using the plant region and was combined with the source image. This image was called "plant image". The combination of these two images permitted for the removal of the background, and color was added to the disease regions and later they were added to the plant image in order to obtain the diseased image.

Finally the accuracy of the diagnosis was evaluated by creating a master Image. Both the master and the disease images were overlaid and the matching and miss-matching disease regions are as were obtained. Using these parameters, the matching rate (CR) and miss-matching rate (MCR) were calculated using the following formulas.

$$MR = 100 \times \frac{A_c}{A_t} \quad (2)$$

$$MMR = 100 \times \frac{A_{nc}}{A_p} \quad (3)$$

Where: MR: Matching rate; Ac: Coincidence area; At: Manually fixed diseased area; MMR: Miss-matching rate; Anc: Non-coincidence area and Ap: Plant area.

V, después, los objetos blancos (“ruido”) se eliminaron por “close” y “labeling”, a continuación, se creó una máscara usando la región de la planta y se combinó con la imagen original. Esta imagen se denominó “imagen de la planta”. La combinación de estas dos imágenes permitió la eliminación del fondo de la imagen y se agregó color a las regiones de la enfermedad y posteriormente se añadió a la imagen de la planta con el fin de obtener la imagen de la enfermedad.

Por último, la precisión de la detección se evaluó mediante la creación de una imagen maestra. La imagen maestra y la imagen de la enfermedad fueron superpuestas una sobre la otra y se obtuvieron las áreas de correspondencia y no-correspondencia. Utilizando estos parámetros se calcularon, la tasa de correspondencia (CR) y la tasa de no-correspondencia (MCR) utilizando las fórmulas siguientes.

$$MR = 100 \times \frac{A_c}{A_t} \quad (2)$$

$$MMR = 100 \times \frac{A_{nc}}{A_p} \quad (3)$$

Donde: *MR*: Tasa de correspondencia; *Ac*: Área de correspondencia; *At*: Área enferma manualmente fijada; *MMR*: Tasa de no correspondencia; *Anc*: Área de no-correspondencia y *Ap*: Área de la planta.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Con el fin de facilitar el reconocimiento de la enfermedad, las regiones extraídas fueron pintadas de color rosa y el fondo fue pintado de negro. En el proceso de comparación también se utilizó un esquema de color. Rojo fue utilizado para representar el área de correspondencia y azul se utilizó para representar a la no-correspondencia (Figura 3d). La Figura 3 muestra un ejemplo de una imagen original (Figura 3a) así como las imágenes de la planta y la enfermedad (Figuras 3b y 3c) que se obtuvieron después del procesamiento de imágenes. La Figura 3 muestra también la imagen comparativa (Figura 3d) resultante de la comparación entre la imagen maestra y la imagen de la enfermedad

Como se muestra en la Figura 3b el color de las áreas de la planta fueron extraídas de la imagen original mediante la eliminación del fondo de la imagen. Este paso permitió la extracción únicamente del color de las partes de la enfermedad en la planta y con ello eliminar el ruido (objetos blancos) localizado en el fondo de la imagen original [Figura 3a].

Las Figuras 4 y 5 muestran ejemplos de muestras exitosas y fallidas tanto para fotografías cercanas como distantes cuando el rango de V fue del 50 al 100 %. En el caso de las imágenes exitosas, cuando se usaron imágenes

RESULTS AND DISCUSION

In order to facilitate the recognition of the disease, the extracted diseased regions were painted pink and the background was painted black. In the comparison process a color scheme was used as well. Red was used to represent the matching area and blue was used to represent the miss-matching (Figure 3d). Figure 4 shows an example of a source image (Figure 3a) as well as the plant and diseased images (Figures 3b and 3c) that were obtained after image processing. Figure 3 also shows the compared image (Figure 3d) resulting from the comparison between the master Image and the diseased Image.

As shown in Figure 3b the plant-color regions were extracted from the source image by eliminating the background. This step permitted the extraction of only the diseased-color parts that were on the plants and therefore eliminated the noise (white objects) allocated in the background of the source image (Figure 3a).

Figures 4 and 5 show the successful and the miss-matched samples for both close and distant pictures when the range of V was from 50 % to 100 %. In the case of the successful samples, when using distant pictures (Figure 4a) the matching rate obtained was 68.2 % and the miss-matching rate was 0.3 %. By contrast, when using close pictures the matching and miss-matching rates obtained were 93.2 % and 0.3 %, respectively (Figure 4b). In the case of miss-matched samples, the matching and miss-matching rate obtained in distant and close pictures were 43.1 % and 3.6 %, and 80.1 % and 8.1 %, respectively (Figure.5).

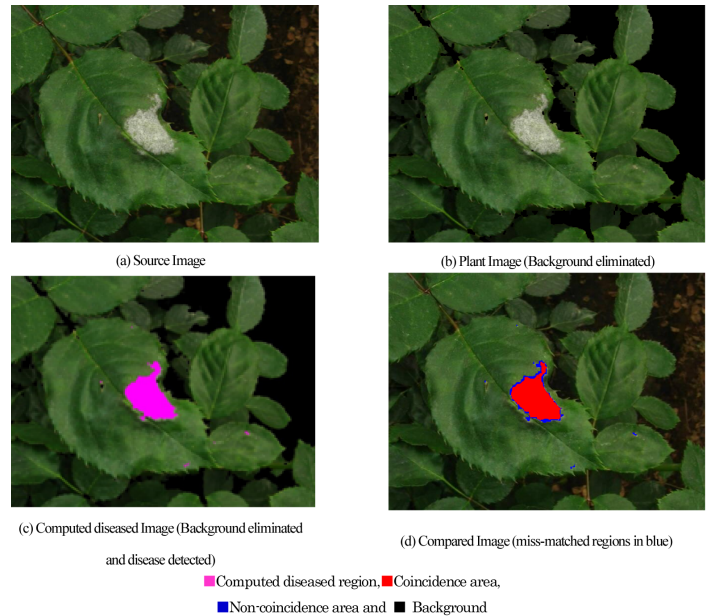


FIGURA 3. Ejemplo de una imagen resultante del proceso de detección después del procesamiento de imágenes.

FIGURE 3. Sample of a resultant image of the detection process after the image processing.

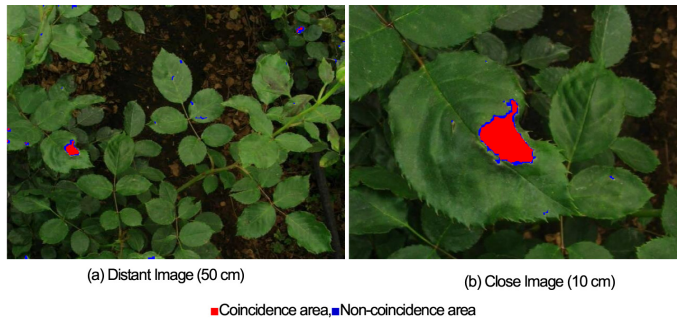


FIGURA 4. Muestras exitosas de detección de la enfermedad.
FIGURE 4. Successful disease detected samples.

distantes (Figura 4a), la tasa de concordancia obtenida fue de 68.2 % y la tasa de no-concordancia fue de 0.3 %. En contraste cuando se usaron imágenes cercanas, las tasas de concordancia y no-concordancia obtenidas fueron de 93.2 y 0.3 %, respectivamente (Figura 4b). En el caso de las muestras fallidas, las tasas obtenidas de concordancia y no-concordancia en fotografías distantes y cercanas fueron de 43.1 y 3.6 %, y 80.1 y 8.1 %, respectivamente (Figura 5).

Las muestras distantes fueron consideradas como fallidas cuando la tasa de no-concordancia fue superior al 2.0 %. Las muestras cercanas fueron consideradas como fallidas cuando la tasa de no-concordancia fue superior al 6.0 %. La Figura 6 muestra las tasas resultantes de concordancia y no-concordancia, para los diferentes rangos de V, respectivamente.

La tasa de concordancia aumentó cuando el rango de V fue más amplio y fue superior cuando se usaron las imágenes cercanas. Por otra parte, la tasa de no-concordancia fue en general superior para las imágenes distantes.

Para las condiciones naturales, en las que se realizó el estudio y como se puede observar en la Figura 6, el rango de V de 50-100 % fue el más adecuado para la detección. El promedio de la tasa de concordancia obtenido para el rango de V=50-100 % para muestras cercanas fue de 77.6 ± 14.1 % y 52.8 ± 17.1 % para muestras distantes (Figura 6). La tasa promedio de no-concordancia obtenida para el mismo

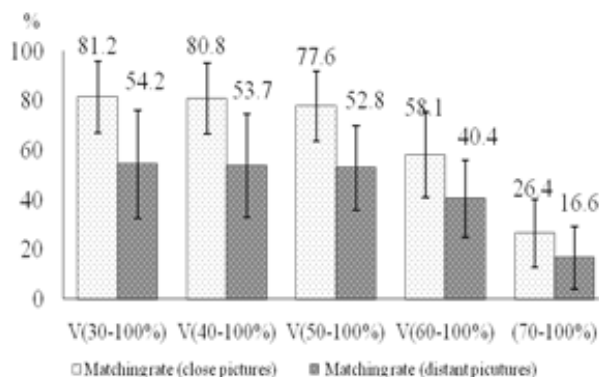


FIGURA. 6 Promedios de las tasas de concordancia y no-concordancia obtenidas para fotografías distantes y cercanas.
FIGURE 6 Matching and miss-matching average rates obtained for both distant and close pictures.

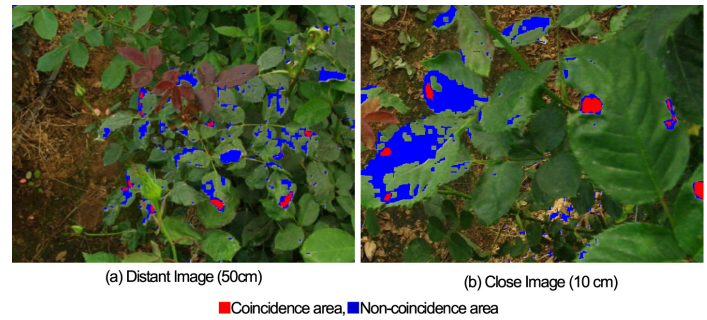


FIGURA 5. Muestras fallidas debido a la reflexión solar.
FIGURE 5. Miss-matched samples due to halation.

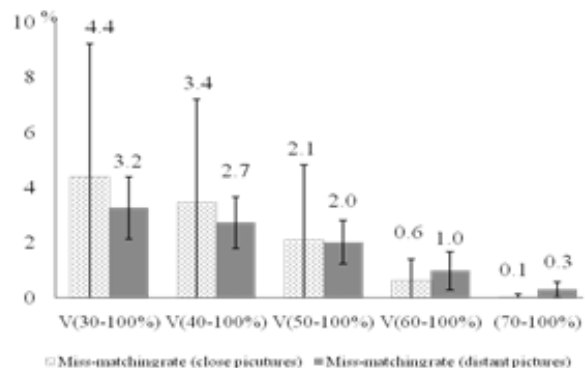
Distant samples were considered to be miss-matched when the miss-matching rate was higher than 2.0 %. Close samples were considered to be miss-matched when the miss-matching rate was higher than 6.0 %. Figure 6 show the resulted matching and miss-matching rates, respectively, for the different ranges of V.

The matching rate increased when the range of V was wider and it was higher when using those samples. On the other hand, the miss-matching rate was in general higher for distant pictures.

For the natural conditions, in which this study was carried out and as it can be seen in Figure 6, 50-100 % was the most suitable range of V for the detection. The matching average rate obtained for the range of V=50-100 % when using close samples was 77.6 ± 14.1 % and 52.8 ± 17.1 % for distant samples (Figure. 6). The miss-matching average rates obtained for the same range values of V for distant and close pictures were 2.0 ± 0.8 % and 2.1 ± 2.7 %, respectively (Figure 6).

For the values of V higher than 50 to 100 % range the matching rates obtained did not increase considerably. Nevertheless, the miss-matching rate increased when the range of V was wider. For the range of V from 50 % to 100 % the miss-matching rate was, in general, higher when using distant pictures, however for the values of V wider than 50-100 % range the miss-matching rate was larger for close pictures.

When using close pictures, the maximum miss-



rango de valores de V para fotografías distantes y cercanas fue 2.0 ± 0.8 y 2.1 ± 2.7 %, respectivamente (Figura 6).

Para los valores del rango de V superiores de 50 a 100 %, la tasa de concordancia obtenida no aumentó considerablemente. Sin embargo, la tasa de no-concordancia aumentó cuando el rango de V fue más amplio. Para el rango de V de 50 a 100 % la tasa de no-concordancia fue, en general, superior en fotografías distantes; sin embargo, para los valores del rango de V más amplios de 50 a 100 % la tasa de no-concordancia fue más grande para fotografías cercanas.

Cuando se utilizaron fotografías cercanas, la tasa máxima de no-concordancia obtenida para el rango de $V=50-100$ % fue de 9.7 %. Sin embargo, la fotografía con la máxima tasa de no-concordancia se dio cuando la intensidad de la luz fue máxima alrededor de 30.9-47.5 kLux. Otras dos muestras resultaron con una tasa de no-concordancia de 8.1 y 6.3 %, sin embargo, en estos dos casos, algunas partes de esas fotografías estaban fuera de foco. Para las imágenes distantes la tasa máxima de no-coincidencia fue de 3.6 %; sin embargo, esta fotografía también fue tomada cuando la intensidad de la luz fue máxima (30.9~47.5 kLux).

Las tasas de concordancia máxima y mínima obtenidas, cuando se usaron fotografías cercanas fueron de 94.4 y 44.3 %, respectivamente. La tasa de coincidencia máxima obtenida cuando se usaron fotografías distantes fue de 85.5 % y la tasa mínima obtenida fue de 14.6 %.

Los principales problemas detectados durante la detección de la enfermedad fueron: reflexión de luz (halo), fotografías fuera de foco y fotografías muy oscuras. Las plantas reflejan la luz solar causando que hojas sanas sean erróneamente detectadas. Sin embargo, detección activa es un método efectivo para evitar el halo (Sasaki

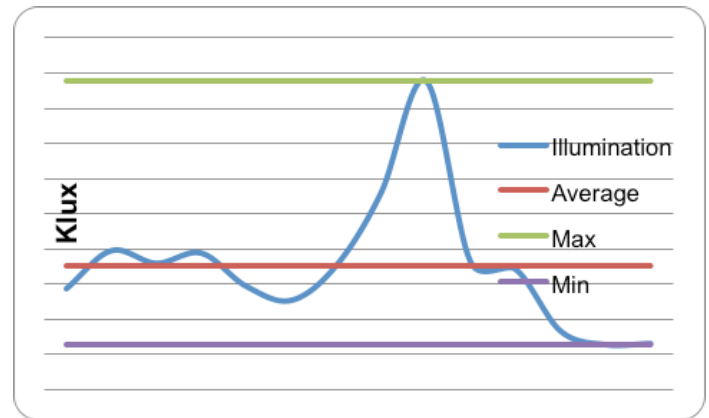


FIGURA 8. Intensidad de luz cuando se tomaron las fotografías.

FIGURE 8. Light Intensity when taking the pictures.

matching rate obtained for the range of $V=50-100$ % was 9.7 %. Nevertheless, the picture with the maximum miss-matching rate was taken when the light intensity was maximum around 30.9-47.5 kLux. Two more samples resulted with a miss-matching rate of 8.1 and 6.3 %. However, in these two cases, some parts of those pictures were out of focus. For distant pictures the maximum miss-matching rate was 3.6 %, however, this picture also was taken when the light intensity was maximum, as well (30.9 ~47.5 kLux).

The maximum and minimum matching rates obtained when using close pictures were 94.4 and 44.3 %, respectively. The maximum matching rate obtained, when using distant pictures, was 85.5 % and the minimum rate obtained was 14.6 %.

The main issues detected during the disease detection were: halation, pictures out of focus and pictures too dark. Plants reflect sunlight causing healthy leaves to be miss-matched. However, active sensing is an effective method to

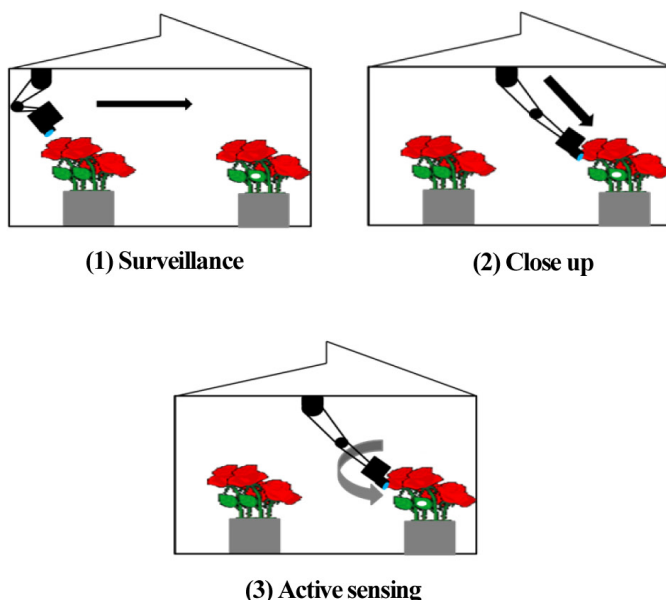
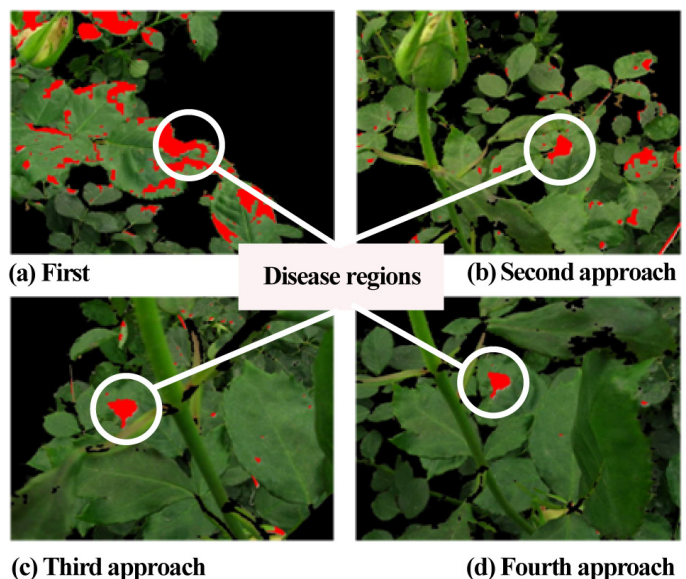


FIGURA 7. Esquema de un sistema de detección de la enfermedad donde se puede evitar la reflexión de luz (halo) usando detección activa.

FIGURE 7. Scheme of a disease detection system where halation can be avoided using active sensing.



et al., 2006). Como se muestra en las figuras 8 (a, b, c, d) con la detección activa, la reflexión de luz puede ser eliminada con éxito y por lo tanto una mejor detección puede ser efectuada. Además, Nishiwaki (2006) encontró que los filtros polarizados son buenas herramientas para eliminar la reflexión de luz tanto en áreas soleadas como sombreadas.

La Figura 8 muestra la radiación solar al momento de tomar las fotografías. La intensidad de la luz fue variable y las radiaciones máximas y mínimas fueron 43.9 kLux y 6.3 kLux, respectivamente. La reflexión de luz ocurrió sobre todo cuando la radiación fue muy alta.

Con el fin de desarrollar un sistema de control totalmente automático para el cultivo en invernaderos, nuevos estudios tienen que llevarse a cabo, tales como la detección de la enfermedad a través de video en tiempo real con una cámara en red. En un futuro se tiene que hacer la detección de la enfermedad en tiempo real utilizando archivos de video, así como llevar a cabo experimentos a diferentes distancias y con diferentes condiciones de luz.

CONCLUSIONES

El sistema desarrollado fue capaz de detectar la enfermedad de cenicilla a través del espacio de color HSV con Open CV. El valor del rango más adecuado de V para una intensidad de luz de 17.4 ± 9.55 kLux para la extracción de las regiones de la enfermedad tanto en fotografías distantes (50 cm) como cercanas (10 cm) fue de 50 a 100 %. Las imágenes resultantes fueron concordantes con las imágenes maestras.

Fue posible obtener mejores resultados de detección de la enfermedad cuando se usaron imágenes cercanas, donde la tasa media de concordancia fue de 77.6 ± 14.1 %, y para un rango de V de 50-100 %. Para fotografías distantes, la tasa de concordancia media (52.8 ± 17.1 %) no fue tan buena como cuando se usaron imágenes cercanas y la tasa de no-concordancia, causada mayormente por la reflexión de luz, fue en general superior. Sin embargo, ésta pudo ser exitosamente evitada usando una detección activa, la que permite al sistema, detectar la enfermedad también cuando se usan imágenes distantes. La detección activa consiste en tomar imágenes del objetivo (hojas infectadas) de diferentes ángulos, direcciones y distancias.

AGRADECIMIENTOS

Parte de este trabajo fue financiado por Grant-in-Aid for Scientific Research, Japón (KAKENHI B, 19380142).

LITERATURA CITADA

BOISSARD, P.; MARTIN, V.; MOISAN, S. 2007. A cognitive vision approach to early pest detection in greenhouse crops. *Computers and Electronics in Agriculture* 62: 81-93.

avoid halation (Sasaki and Susuki, 2006). As it is shown in Figures 7 (a, b, c and d) using active sensing, halation can be successfully eliminated and therefore a better detection can be conducted. In addition, Nishiwaki *et al.* (2006) found that polarized filters are good tools to remove halation in both sunny and shadows areas.

Figure 8 shows the radiation when taking the pictures. Light intensity was variable and the maximum and the minimum radiations were 43.9 kLux and 6.3 kLux, respectively. Halation mostly appears when the radiation was very high.

In order to develop a totally automated control management of greenhouse cultivation, further studies have to be carried out, such as detection of the disease through video at real time with a network camera. In a close future the diagnosis of the disease at real time from video files by using a network camera need to be done as well as carry out experiments at different distances and with different light conditions.

CONCLUSIONS

This system was able to detect the powdery mildew disease through the HSV space color with Open CV. The most suitable range value of V for a light intensity of 17.4 ± 9.55 kLux for extraction of the diseased regions in both distant (50cm) and close (10cm) pictures was from 50 to 100 %. The resultant images were in good agreement with the master images.

It was possible to get a better disease detection when using close pictures, where the matching average rate was 77.6 ± 14.1 %, and when the range of V goes from 50-100 %. For distant pictures, the average matching rate (52.8 ± 17.1 %) was not as good as when using close pictures and the miss-matching rate, caused mostly by halation, was in general higher. However, halation could be successfully avoided using active sensing, which allows the system to detect the disease also when using distant pictures. Active sensing involves taking pictures of the target (infected leaves) from different angles, directions and distances.

ACKNOWLEDGEMENTS

Part of this work was supported by Grant-in-Aid for Scientific Research (KAKENHI B, 19380142).

End of English Version

BRADSKY, G.; KAEHLER, A. 2008. *Learning Open CV*. O'Reilly. California USA. 557 p.

CAMARGO, A.; SMITH, J. S. 2009a. An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms. *Biosystem Engineering* 102: 9-21.

CAMARGO, A.; SMITH, J. S. 2009b. Image pattern classification for the identification of disease causing agents in plants.

- Computers and Electronics in Agriculture 66: 121-125.
- CHEN, Y. R.; CHAO, K.; MOON, S. K. 2002. Machine vision technology for agricultural applications. Computers and Electronics in Agriculture 36: 173-191.
- HEMMING, J.; RATH, T. 2001. Computer-Vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting. J. Agric. Eng. Res. 78: 233-243.
- IAHP (International Association of Horticultural Producers). 2007. International Statistics Flowers and Plants. Zoetermeer, The Netherlands. 127p.
- LEUS, L.; DEWITTE, A.; VAN HUYLENBROECK, J.; VANHOUTTE, N.; VAN BOCKSTAELE, E.; HÖFTE, M. 2006. *Podosphaera pannosa* (syn. *Sphaerotheca pannosa*) on Rosa and Prunus spp.: characterization of cathotypes by differential plant reactions and ITS sequences. Journal of Phytopathology 154: 23-28.
- LILI, N. A.; KHALID, F., N.; BORHAM, M. 2011. Classification of herbs plant diseases via hierarchical dynamic artificial neural network after image removal using Kernel regression framework. International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE) 3: 15-20.
- LINDE, M.; MATTIESCH, L.; DEBENER, T. 2004. Rpp1, a dominant gene providing race-specific resistance to rose powdery mildew (*Podosphaera pannosa*): molecular mapping, SCAR development and confirmation of disease resistance data. Theor. Appl. Genet. 109: 1261-1266.
- LINDE, M.; SHISHKOFF, N. 2003. Fungi: Powdery mildew, pp. 158- 165 In: Encyclopedia of Rose Science. DEBENER, T.; ROBERTS, A.; GUDIN, S. (eds.) .Institute for Ornamental Plant Breeding, Ahrensburg, Germany.
- NISHIWAKI, K.; KONDO, N.; KISE, M.; ZHANG, Q.; GRIFT, T.; TIAN, L.; TING, K. C. 2006. Feasibility of using polarizing filters to reduce halation effects during image acquisition in the field. ASABE Paper No. 063009. St. Joseph, Michigan, USA 9 p.
- SASAKI, Y.; SUSUKI, M. 2006. Development of 3DCG simulator for plant diagnosis by active sensing. Agricultural Information Research 15: 173-182.
- SMITH, A. R. 1978. Color gamut transform pairs. Computer Graphics 12 (3): 12-19.
- SIAP (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera). 2009. Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación <http://www.siap.sagarpa.gob.mx>, browsed on May 27, 2009.
- UGGLA, M.; CARLSON-NILSSON, B. U. 2005. Screening of fungal diseases in offspring from crosses between Rosa sections *Caninae* and *Cinnamomeae*. Scientia Horticulturae 104: 493-504.
- YAN, Z.; DOLSTRA, O.; PRINS, T. W.; STAM, P.; VISSER, P. B. 2006. Assessment of partial resistance to powdery mildew (*Podosphaera pannosa*) in a tetraploid rose population using a spore-suspension inoculation method. European Journal of Plant Pathology 114: 301-308.
- YUD-REN, C.; KUANGLIN, C.; MOON, S. K. 2002. Machine vision technology for agricultural applications. Computers and Electronics in Agriculture 36: 173-191.