

Distribución Binomial Aplicada a un Sistema de Clasificación de Piezas con Tratamiento Digital de Imágenes

Camilo Ernesto Pardo Beainy

MSc.(c) en Ingeniería Electrónica,
Pontificia Universidad Javeriana de Bogotá
Docente Tiempo Completo, Investigador Grupo GITELCOM,
Universidad Santo Tomás Tunja USTA
Tunja, Colombia
cpardo@ustatunja.edu.co

Édgar Andrés Gutiérrez Cáceres

MSc.(c) en Ingeniería Electrónica,
Pontificia Universidad Javeriana de Bogotá
Docente Tiempo Completo, Investigador Grupo GINSCON,
Universidad Santo Tomás Tunja USTA
Tunja, Colombia
egutierrez@ustatunja.edu.co

Fabián Rolando Jiménez López

MSc. en Ingeniería - Automatización y Control,
Universidad Nacional de Colombia
Docente Tiempo Completo, Investigador Grupo GINSCON,
Universidad Santo Tomás Tunja USTA
Tunja, Colombia
fjimenez@ustatunja.edu.co

Luis Fredy Sosa Quintero

PhD. (c) en Educación,
Universidad Pedagógica y Tecnológica de Colombia
Docente Tiempo Completo, Investigador Grupo GINSCON,
Universidad Santo Tomás Tunja USTA
Tunja, Colombia
lsosa@ustatunja.edu.co

Resumen— Este trabajo describe el desarrollo de un sistema de clasificación de partes para un lote de producción, donde se utiliza un sistema de procesamiento digital de imágenes que permite reconocer las piezas cuando se reúnen o no las características definidas previamente.

Para realizar y analizar el control de calidad para el lote de producción, se utiliza una densidad de probabilidad discreta, que se usa frecuentemente en los procesos de control de calidad. La distribución utilizada fue la distribución binomial, ampliamente empleada en procesos de control de calidad en situaciones cuya solución tiene dos posibles resultados, éxito o fracaso, de un parámetro de un conjunto de muestras establecido.

Palabras clave— Distribución Binomial, Reconocimiento de Bordes, Procesamiento de Imágenes, Control de Calidad, Inspección Óptica Automatizada.

Abstract— This paper describes the development of a parts classification system for a production lot, where it is used a digital processing system that enables viewers to recognize the pieces when they meet or not previously defined characteristics.

To perform and analyze the quality control for the production lot is used a discrete probability density, which is frequently used in quality control processes. This distribution was the Binomial distribution, widely used in quality control processes in situations where a solution has two possible outcomes, success or failure of a parameter of a set of samples provided.

Keywords— Binomial Distribution, Edge Recognition, Image Processing, Quality Control, Automated Optical Inspection.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad las industrias de manufactura o producción realizan actividades de control de calidad donde se espera detectar que ocurra o no un evento específico. Este evento puede ser de éxito o fracaso, sin que haya un punto intermedio de decisión. Cuando se realiza la producción de un componente o artículo, se ejecutan procedimientos de verificación para determinar si este cumple o no con unas características previamente definidas como se referencia en [11-16]. Para estas situaciones se utiliza la distribución Binomial.

La calidad puede definirse como una combinación de características de ingeniería y de fabricación que determina el grado de satisfacción y utilidad que el producto proporciona al consumidor durante su uso, así mismo la calidad está regida por algún estándar de producción establecida por un ente normalizador.

De esta manera se puede entender que el control de calidad es un factor fundamental para la competitividad de los sectores productivos, y por ello, organizaciones del mundo establecen estándares para los campos de producción.

Los errores y límites de detección de defectos que han superado la percepción del ojo humano, han promovido el desarrollo de sistemas capaces de ejecutar tareas repetitivas de forma automática, con bajas tolerancias de desviación.

Es así como la visión artificial o visión por computador permite capturar la imagen de un objeto determinado mediante un sistema electrónico de hardware software, para proceder a realizar su respectivo procesamiento, análisis e identificación de los diferentes parámetros para el control de calidad, como el color y la textura, entre otros, en línea o fuera de línea, para posteriormente evaluar lotes de producción y ajustar, corregir o reemplazar si es necesario las tecnologías de manufactura [17-24].

Los sistemas de visión artificial completan tareas de inspección con un alto nivel de flexibilidad, nunca se cansan, ni se distraen y pueden ser puestos a trabajar en ambientes donde los inspectores humanos no podrían trabajar bajo condiciones de seguridad.

En el presente artículo, se plantea la elaboración de un sistema de clasificación de piezas correspondiente a encapsulados TO-220 de dispositivos electrónicos de un lote de producción, donde se utiliza un sistema de tratamiento digital de imágenes que permite reconocer los dispositivos cuando cumplen o no con unos parámetros estandarizados, previamente definidos; en este caso, se consideró establecer como parámetro de identificación la detección de los tres pines del dispositivo con una longitud superior a $2/3$.

II. DESCRIPCIÓN GENERAL Y PROBLEMÁTICA

Se propuso clasificar un lote de producción de piezas con el fin de realizar una inspección de las mismas, para un proceso de selección y control de calidad, dicha clasificación de piezas se efectuó por medio de un algoritmo de comparaciones sucesivas mediante tratamiento digital de imágenes con respecto a un patrón previamente establecido.

Para realizar dicho control de calidad se planteó utilizar una función de distribución de densidad de probabilidad discreta, que es utilizada frecuentemente en procesos de control de calidad [1-3]. Dicha función de densidad probabilística es la distribución Binomial o de Bernoulli, la cual es utilizada ampliamente en situaciones cuya solución tiene dos posibles resultados [5-7, 25-29].

Con esta distribución se presenta un modelo probabilístico adecuado cuando se muestrea un conjunto de elementos determinado.

Experimentalmente se desarrolló un ejercicio aleatorio que consistió en la realización de n ensa-

yos o pruebas independientes, donde se estableció para cada ensayo de detección, dos posibles resultados mutuamente excluyentes, éxito para piezas en buen estado de fabricación, o fracaso para piezas en estado defectuoso de manufactura.

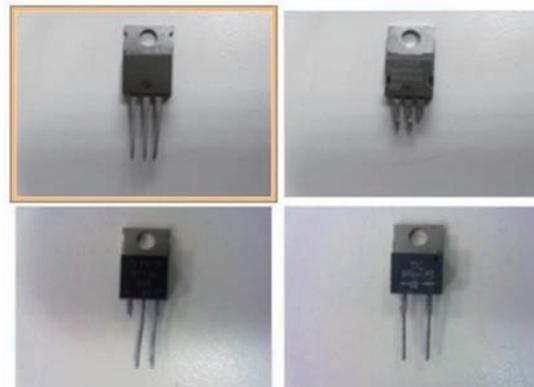
En el presente proyecto, se representó la fracción de componentes defectuosos con respecto al lote de producción. Así mismo, se describieron algunas características de la función de distribución de forma matemática, que determinan los momentos de la misma, calculados mediante la esperanza matemática.

III. PROCESO DE INSPECCIÓN DE IMÁGENES

Inicialmente se consideraron como elementos de prueba algunos dispositivos que se encontraban en el laboratorio y que compartían el mismo tipo de encapsulado, el cual corresponde al tipo TO-220. Este tipo de encapsulado de dispositivos electrónicos, es comúnmente usado en transistores, reguladores de tensión y diversos circuitos integrados. El encapsulado TO-220 trae usualmente tres pines, aunque existen también de dos, cuatro, cinco e incluso siete pines; para el experimento detallado en el presente artículo, se consideraron encapsulados de tres pines.

Después del proceso de selección del tipo de dispositivos para clasificar, se tomaron 100 fotografías de componentes que compartían el encapsulado TO-220; entre las que se encontraron dispositivos con los pines más cortos, con un menor número de pines, o como el dispositivo mostrado entre un recuadro amarillo en la Fig. 1, el cual fue considerado como patrón de comparación que se encontraba en buen estado, los demás dispositivos presentan diferentes características físicas que los hacen defectuosos.

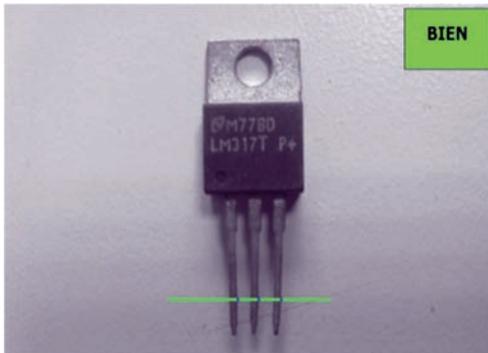
Fig. 1. IMÁGENES INSPECCIONADAS



Fuente: los autores

Una vez seleccionado el dispositivo patrón, se procedió a realizar un sistema de detección del número de pines que sobrepasaban cierta longitud. Parahacer esta tarea, se realizó un tratamiento de imágenes asociado a un procedimiento de reconocimiento de bordes, se configuró el sistema para generar un acierto cada vez que se detectaba un número de tres transiciones de oscuro a claro, sobre una línea de detección trazada sobre la imagen del dispositivo, tal como se aprecia en la Fig 2.

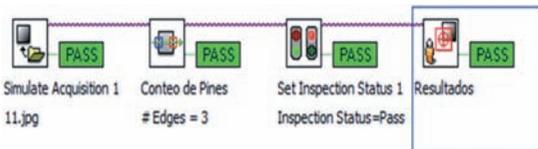
Fig. 2. IMAGEN INSPECCIONADA



Fuente: los autores

El proceso de reconocimiento se realizó a través de cuatro pasos que se describen en la Fig. 3.

Fig. 3. PROCEDIMIENTO PARA LA INSPECCIÓN



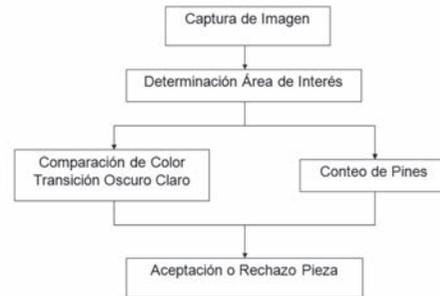
Fuente: los autores

El primer paso, consistió en simular el proceso de adquisición de la imagen del proceso de control de calidad; la idea de un sistema de estas características, es que se pueda implementar a nivel industrial, donde gran cantidad de dispositivos o piezas circulan a través de una banda transportadora hacia una zona de clasificación; se entiende que en dicha zona de clasificación, se adquieren fotografías o videos de las piezas analizadas[4, 30].

Un segundo paso del proceso, reside en realizar el procedimiento de conteo de pines del dispositivo; este conteo se realizó mediante una detección de bordes, generados por las transiciones de oscuro a claro sobre una línea de identificación, tal como se mostró en la Fig. 2 [31-34].

El tercer paso del sistema radicó en realizar el proceso de identificación para establecer si la pieza (que corresponde a la imagen capturada) se encontraba en buen estado ó en mal estado. En la Fig. 4 se puede observar el modelo establecido.

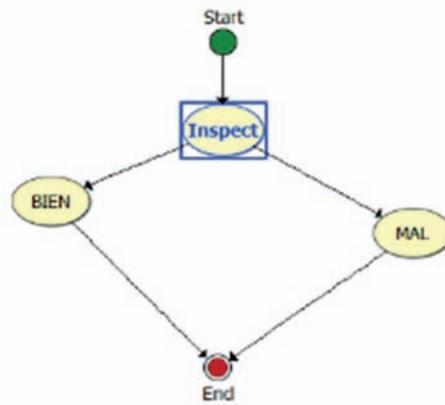
Fig. 4. DIAGRAMA DE LA DETECCIÓN DE BORDES



Fuente: los autores

Como ya se mencionó este proceso de inspección sólo puede dar dos resultados y la ruta de inspección se muestra en la Fig.5. Como último paso del sistema de detección, se procedió a entregar el resultado que indica si la pieza está o no defectuosa.

Fig. 5. RUTAS DE DECISIÓN



Fuente: los autores

A. Algoritmo Detección de Bordes

La detección de bordes mediante Lab VIEW™ divide el problema en varios procesos independientes entre sí: captura de la imagen, identificación de regiones de interés, análisis de color en escala de grises, y reconocimiento del patrón para la búsqueda de irregularidades en el dispositivo.

1) Captura de la Imagen

Las imágenes pueden ser capturadas con una cámara USB, las cuales son enlazadas a través de

instrumentos virtuales proporcionados en el Tool kit NI Visión de Lab VIEW™ [8-10]. En el proyecto se tiene una base de 100 imágenes almacenadas previamente que han sido mezcladas y mediante una selección aleatoria de ellas se ejecutó el algoritmo propuesto.

2) *Determinación de Área de Interés*

La etapa anterior proporcionó la imagen del encapsulado de la pieza en la banda transportadora, donde se estableció la captura y ajuste de la posición del dispositivo. La Fig. 6 muestra el proceso planteado para determinar las regiones de interés.

Una vez determinada la ubicación del dispositivo se determinó la línea de identificación que cruza la región de análisis.

Fig. 6. DETERMINACIÓN ÁREA DE INTERÉS



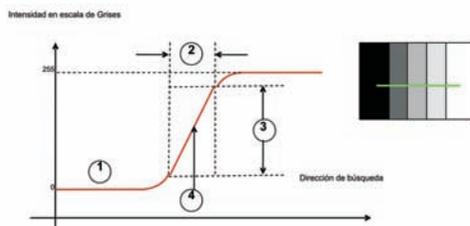
Fuente: los autores

3) *Método de Detección de Bordes*

Una vez establecida la región de análisis, se propuso utilizar el método establecido por Lab VIEW™ para detección de bordes el cual supone visualizar el cambio de intensidad en los pixeles como una función ram que pausa un arreglo de una sola dimensión definido a través de la línea de identificación.

La Fig. 7 visualiza el modelo seguido, en donde se distingue la variación de los valores lineales de pixeles en la escala de grises [8-10].

Fig. 7. REPRESENTACIÓN DEL MODELO DE BORDE. 1) VALOR DIGITAL ESCALA DE GRISES. 2) LONGITUD DEL BORDE. 3) CONTRASTE DEL BORDE. 4) UBICACIÓN DEL BORDE.



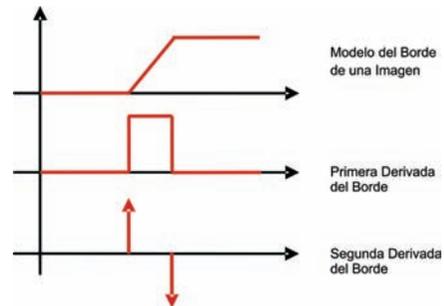
Fuente: los autores [10]

El contraste del borde define la diferencia mínima en escala de grises entre el fondo y el borde, el cual varía por condiciones de iluminación o por diferencias en las características de la escala de grises. Por tal razón, es necesario garantizar condiciones de iluminación homogéneas y el contraste fuerte de los colores de la cinta de la banda transportadora y los pines del encapsulado.

La detección de bordes se realizó a través del empleo de derivadas de primer y segundo orden sobre la imagen como se muestra en la Fig. 8.

La magnitud de la primera derivada se usó para determinar la presencia de un borde en un punto de la imagen, es decir, determinar si el punto se encuentra en la rampa. De la misma manera la segunda derivada se usó para determinar si el píxel se encuentra en el lado oscuro o claro del borde.

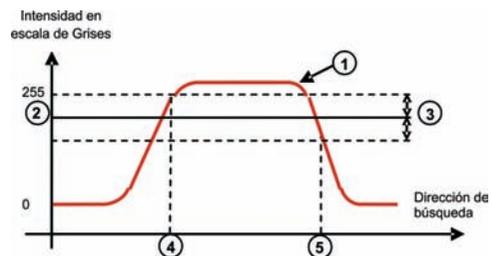
Fig. 8. DETECCIÓN DE BORDES POR DERIVACIÓN



Fuente: los autores

Para obtener el cambio de contraste se utilizó un método de detección sencillo, el cual detectó en primera instancia una pendiente positiva en la curva de escala de grises. Después se localizó el centro del borde haciendo una media entre el valor de pendiente positiva y el valor de pendiente negativa. El proceso se repitió para toda la línea de búsqueda seleccionada, y mediante el número de transiciones se obtuvo el número de pines del dispositivo. El método de localización de bordes se muestra en la Fig. 9[10].

Fig. 9. MODELO DE DETECCIÓN DE BORDES. 1) VALORES, 2) NIVEL MÍNIMO, 3) HISTÉRESIS, 4) DETECCIÓN DE SUBIDA, 5) DETECCIÓN DE BAJADA



Fuente: los autores [10]

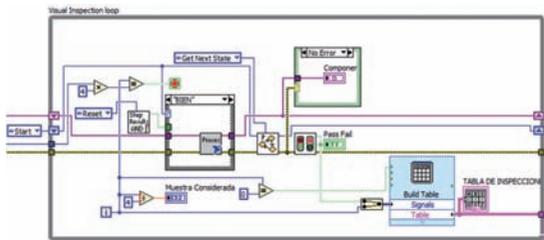
En la Fig. 9 se muestra cómo se detectaron los bordes: primero se recopiló la información de los valores de los píxeles a lo largo del perfil que se analizó (1), luego se estableció un valor de umbral o tolerancia (2), el cual establece un valor de histéresis para determinar el inicio y fin del borde (3) y finalmente se determinaron cuáles fueron los píxeles de inicio y fin del borde (4 y 5).

4) *Reconocimiento de Patrón*

En la etapa de reconocimiento de patrones se localizó en la región de análisis la escala de grises que correspondió con la imagen patrón pre-determinada. La herramienta proporcionada por Lab VIEW™ para el reconocimiento de patrones funcionó correctamente incluso cuando la imagen presentaba sombras o cuando existían varias copias de la misma.

La Fig. 10 muestra una parte del algoritmo de detección implementado en Lab VIEW para el proceso de inspección de las imágenes descrito anteriormente [10].

Fig. 10. PROGRAMA IMPLEMENTADO EN LABVIEW PARA LA INSPECCIÓN

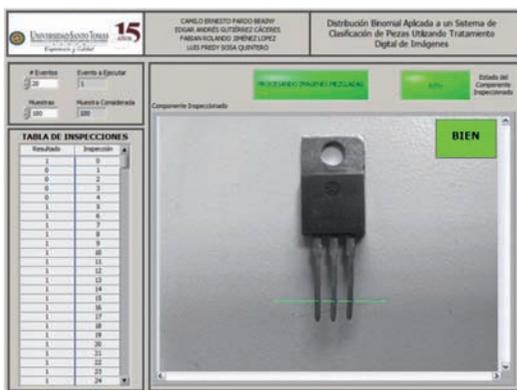


Fuente: los autores

B. Panel Frontal del Sistema

El usuario del sistema puede interactuar con una interfaz HMI que contiene un panel frontal como el implementado en las Fig.11 y 12.

Fig. 11. PANEL FRONTAL DEL SISTEMA EN PROCESAMIENTO

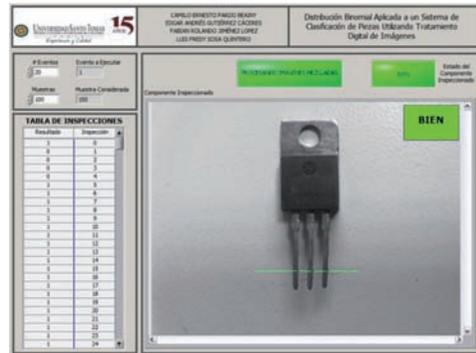


Fuente: los autores

En la Fig.11, se muestra cómo el sistema ejecutó el algoritmo de detección y el procesamiento de las imágenes de un lote de producción, el cual se denomina de ahora en adelante un Evento. Cada evento, realizó la inspección de un número de muestras de imágenes seleccionado por el usuario, entre 0 y 100. Así mismo, el sistema permitió procesar un máximo de 20 eventos por cada ejecución del programa.

Entre la ejecución de cada uno de los eventos, es necesario garantizar la aleatoriedad de las imágenes, dado que se trata de un Proceso Estocástico. Por esta razón, el sistema tardó un intervalo de tiempo para realizar el proceso de mezclado de las imágenes, el cual es mostrado en el panel frontal mediante un indicador de tipo Booleano de color rojo, como se muestra en la Fig. 12. Cabe resaltar, que el proceso de mezclado tomó más tiempo, a medida que se incrementó el número de imágenes a procesar.

Fig. 12. PANEL FRONTAL DEL SISTEMA EN EL PROCESO DE MEZCLADO

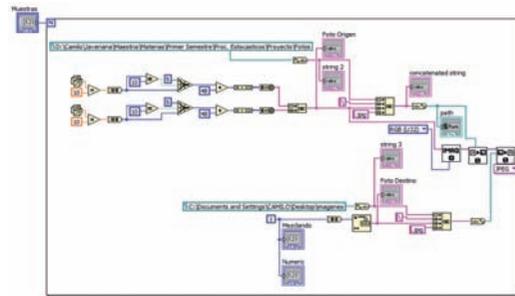


Fuente: los autores

C. Imágenes Aleatorias

El proceso de mezclado de imágenes, o proceso de generación de imágenes aleatorias, se realizó en Lab VIEW™ tal como se muestra en la Fig. 13.

Fig. 13. PROGRAMA IMPLEMENTADO EN LABVIEW PARA EL MEZCLADO DE IMÁGENES



Fuente: los autores

En este sistema, se partió de una ruta preestablecida, donde se encontraban contenidas las cien imágenes originales, dichas imágenes están etiquetadas desde 00 hasta 99. En el sistema desarrollado, se utilizaron dos funciones de distribución uniforme, incluidas en LabV IEW™, para seleccionar aleatoriamente cada uno de los dígitos del nombre de la imagen (dígito de unidades y dígito de decenas).

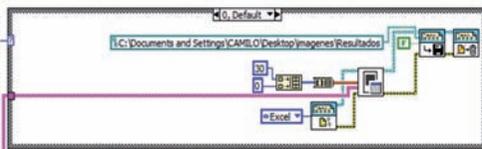
El proceso de selección aleatoria de las imágenes, se realizó tantas veces como se hubo configurado por el usuario, con un máximo de 100 imágenes ó muestras para analizar en cada evento.

Las imágenes seleccionadas se almacenaron en una nueva ruta, la cual estuvo asociada al proceso de inspección, explicado en el capítulo III del presente artículo.

D. Generación de Reportes

Cada vez que se realizó la ejecución de un evento, se generó un reporte que indicó el número de resultados positivos y negativos en la muestra de imágenes. Asociados al número de componentes en buen estado ó defectuosos respectivamente. Dicho reporte, se generó automáticamente en un archivo de Excel y dado que existe un máximo de 20 eventos, se necesitaron 20 programas como el mostrado en la Fig. 14, para la generación de todos los reportes.

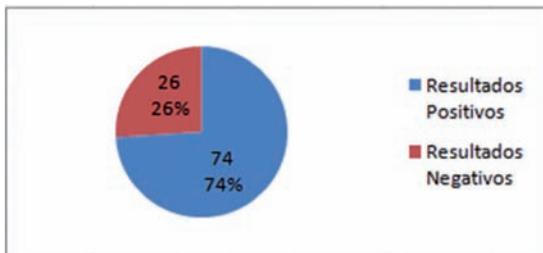
Fig. 14. PROGRAMA IMPLEMENTADO EN LABVIEW™ PARA LA GENERACIÓN DE REPORTES



Fuente: los autores

Cada reporte generado, presentó el número y porcentaje de resultados positivos y negativos en el evento inspeccionado; tal como se muestra en la Fig. 15.

Fig. 15. PORCENTAJE DE ACIERTOS Y FALLOS PARA UN EVENTO



Fuente: los autores

En este proyecto, se concentraron esfuerzos en identificar los fallos del sistema. Con la información suministrada por el sistema de generación automática de reportes, es posible calcular la probabilidad de fallo, la media, varianza y determinar otras medidas de dispersión de la función los cuales se calculan mediante la esperanza matemática. Las ecuaciones (1), (2) y (3), muestran la función de densidad de probabilidad del sistema, su media y su varianza respectivamente, y se encuentran calculados para cada uno de los eventos ejecutados [5-7].

$$f_x(k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \quad k = 0,1,\dots,n \quad (1)$$

$$\mu = E(X) = np \quad (2)$$

$$\sigma^2 = V(X) = np(1-p) \quad (3)$$

Una vez calculada la probabilidad de fallo del evento, se representó la Gráfica de la función densidad de probabilidad del mismo, asociada a la función binomial, dado que se trata de un sistema de control de calidad con sólo dos opciones de respuesta (éxitos ó fracasos). La Fig. 16 muestra la Gráfica de la función densidad de probabilidad de un evento.

Fig. 16. DISTRIBUCIÓN BINOMIAL ASOCIADA A UN EVENTO

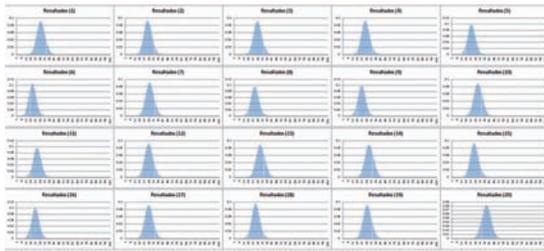


Fuente: los autores

Como el sistema permitió ejecutar hasta un máximo de 20 eventos, se programó una hoja en Excel que recogió los resultados de todos los eventos inspeccionados, ver Fig. 17.

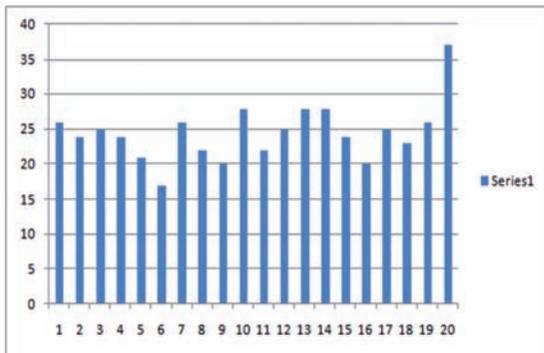
En la Fig. 17, se puede observar cómo se mueve la función de densidad del sistema evento tras evento. Así mismo, la Fig. 18 indica cómo se acumuló la cantidad de dispositivos defectuosos en los veinte eventos analizados, cada uno con 100 imágenes.

Fig. 17. DISTRIBUCIONES BINOMIALES ASOCIADAS A LOS VEINTE EVENTOS



Fuente: los autores

Fig. 18. CANTIDAD DE DISPOSITIVOS DEFECTUOSOS EN VEINTE EVENTOS



Fuente: los autores

El programa realizado en Lab VIEW™, se ejecutó a su máxima capacidad (20 eventos con 100 imágenes cada uno), un total de 15 veces, lo que llevó a que se realizara una inspección de 300 eventos de 100 imágenes cada uno (para un total de 30000 imágenes analizadas). La Tabla I presenta la estadística descriptiva del análisis de los resultados de los 300 eventos.

TABLA I

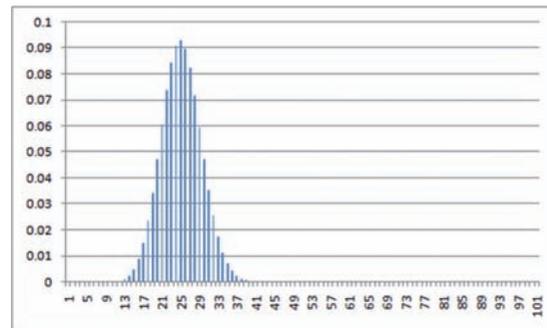
RESULTADOS EXPERIMENTO CON 300 EVENTOS DE 100 IMÁGENES CADA UNO

Media	24.13666667
Error típico	0.25109341
Mediana	24
Moda	24
Desviación estándar	4.349065431
Varianza de la muestra	18.91437012
Curtosis	-0.041727892
Coefficiente de asimetría	0.206351489
Rango	25
Mínimo	12
Máximo	37
Suma	7241
Cuenta	300
Probabilidad	0.241366667
N	100

Según la Tabla I, se pudo observar según las medidas de tendencia central (moda, mediana y media), que el promedio de dispositivos defectuosos en el experimento estuvo alrededor de 24. Así mismo, se observaron medidas de variabilidad como el rango, la varianza o la desviación estándar de los datos del experimento; esta última, representó el promedio de desviación de las mediciones con respecto a la media. Estas medidas de tendencia central y de variabilidad, representan conceptos estadísticos muy importantes, dado que muchos de los análisis de carácter cuantitativo en problemas de ingeniería se fundamentan en ellas.

Así mismo, en la estadística descriptiva del análisis de los resultados presentados en la Tabla I, se observó que de las 30000 imágenes analizadas, la suma total de dispositivos que presentaron fallo fue de 7241. También se observó en dicha estadística, que según los valores de la Curtosis y el Coeficiente de Asimetría, la distribución de los datos se asemejó mucho a una curva normal o campana de Gauss, con una muy leve inclinación hacia la izquierda. Una vez calculada la probabilidad de fallo de todos los dispositivos analizados, asociados a los 300 eventos, fue posible calcular la función de densidad de probabilidad del sistema mediante una función de tipo binomial, tal como se puede apreciar en la Fig.19.

Fig. 19. FUNCIÓN BINOMIAL ASOCIADA AL EXPERIMENTO CON 300 EVENTOS



Fuente: los autores

IV. CONCLUSIONES

Con este proyecto se dio aplicación práctica al algoritmo de la función de densidad de probabilidad Binomial para obtener probabilidades de éxitos y fracasos en un sistema de control de calidad de piezas de un lote de fabricación, median-

te procesos de reconocimiento de características preestablecidas mediante tratamiento digital de imágenes con respecto a un patrón previamente establecido.

Dado que el sistema realizó de forma automática la comparación de las imágenes e indicó cuándo existe o no correspondencia con el patrón, es posible optimizar un proceso de control de calidad que identifica cuándo la pieza se encuentre o no en condiciones apropiadas.

Con respecto a los resultados arrojados en esta inspección, se pudo realizar un análisis donde se observó la función de densidad de probabilidad que caracteriza al sistema (por tratarse de un sistema de control de calidad donde sólo existe un estado de éxito y uno de fracaso, se consideró una función de tipo binomial).

Con la combinación de herramientas Lab VIEW™ y Excel, fue posible inspeccionar un buen número de dispositivos y apreciar el comportamiento del sistema, al asociar el proceso de identificación a un proceso de cálculo estadístico, que describe sus características mediante el cálculo matemático de los momentos, que se obtienen mediante la esperanza matemática.

REFERENCIAS

- [1] M. Srikanth, H. K. Kesavan, and P. H. Roe, "Probability density function estimation using the MinMax measure Systems," *IEEE Trans. on Man, and Cybernetics Applications and Reviews*, Vol. 30, No. 1, pp. 77–83, Feb. 2000.
- [2] E.A. Elsayed, and H. Wang, "Bayes and classical estimation of environmental factors for the binomial distribution," *IEEE Trans. on Reliability*, Vol. 45, No. 4, pp. 661 – 665, Dec. 1996.
- [3] F. Pareschi, R. Rovatti, and G. Setti, "On Statistical Tests for Randomness included in the NIST SP800-22 test suite and based on the Binomial Distribution," *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, Vol. PP, No.99, pp. 1 – 28, Jan. 2012.
- [4] A. Koschan, and M. Abidi, "Detection and classification of edges in color images," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 22 , No 1, pp. 64 – 73, Jan., 2005.
- [5] H. Stark, and J. Woods, *Probability, Random Processes and Estimation theory for engineers*, Ed. Prentice Hall, 1986.
- [6] A. Papoulis, *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*, Ed. McGraw Hill, 1984.
- [7] J. A. Gubner, *Probability and random processes for electrical and computer engineers*, Ed. Cambridge University, 2006.
- [8] N. Instruments, *Image Processing with LabVIEW™ and IMAQ™ Vision*, Ed. Prentice Hall, 2003.
- [9] National Instruments, "NI-IMAQ Function Reference Manual", 2000.
- [10] National Instruments, "IMAQ Vision for LabVIEW User Manual", 2000.
- [11] B.R. Harris, W. S. Firsty, S. D. Eppinger, J. L. Kirtley, D. P. Clausing, and R. A. Jenkins, "Employing a computer integrated manufacturing methodology for improved product quality and reduced machine downtime," in *Proc. 1990 Second International Conf. on Computer Integrated Manufacturing*, pp. 290 – 295, 1990.
- [12] C. Li, J. Gao, and F. Chen, "Integrated quality system based on quality workflow for equipment manufacturing enterprise," *2008 International Conference on Information and Automation, ICIA 2008*, pp. 1061 – 1066, Jun., 2008.
- [13] R. Hanai, K. Yamazaki, H. Yaguchi, K. Okada, and M. Inaba, "Electric Appliance Parts Classification Using a Measure Combining the Whole Shape and Local Shape Distribution Similarities," in *Proc. 2011 International Conf. on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission (3DIMPVT)*, pp. 296 – 303, 2011.
- [14] T. Yu, and G. Wang, "Application of Computer-Aided Quality Control System" in *2009 Second International Conf. on Intelligent Computation Technology and Automation, ICICTA '09*, pp. 742 – 745, 2009.
- [15] X. Zheng, and D. Chen, "Computer aided quality control system for manufacturing process," in *2004 Fifth World Congress on Intelligent Control and Automation, WCICA 2004*, pp. 2819 – 2823, Jun., 2004.
- [16] P. Saengpongpaew, "Quality build-in computer aided process control for the electronic industry," in *Proc. of the 1994 IEEE International Engineering Management Conference*, pp. 261 – 266, 1994.
- [17] G. Miller, S. Fels, S. Oldridge, "A Conceptual Structure for Computer Vision," in *2011 Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV)*, pp. 168 – 174, 2011.
- [18] I. Stobbe, H. Potter, H. Griese, G. Fotheringham, and H. Reichl, "Quality challenges of reused components," in *Proc. of 2004 International IEEE Conference on the Asian Green Electronics, AGECE*, pp. 218 – 225, 2004.
- [19] I. Stobbe, H. Potter, H. Griese, L. Stobbe, and H. Reichl, "Quality assured disassembly of electronic components for reuse," in *2002 IEEE International Sym-*

- posium on Electronics and the Environment*, pp. 299 – 305, 2002.
- [20] B. A. Lantz, R.E. Depp, and B. P. McNicholl, "The DESC quality program for electronic parts," in *Proc. of the IEEE 1992 National Aerospace and Electronics Conf., NAECON 1992*, pp. 1037 – 1042, Vol.3, 1992.
- [21] M. Lazzaroni, "A tool for quality controls in industrial process," in *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, I2MTC '09*, pp. 68 – 73, May., 2009.
- [22] H. Zhao, J. Cheng, and J. Jin, "NI vision based automatic optical inspection (AOI) for surface mount devices: Devices and method," *International Conference on Applied Superconductivity and Electromagnetic Devices, ASEMD 2009*, pp. 356 – 360, Sept., 2009.
- [23] H. Xie, Y. Kuang, and X. Zhang, "A high speed AOI algorithm for chip component based on image difference," in the *International Conference on Information and Automation, 2009. ICIA '09*, pp. 969 – 974, Jun., 2009.
- [24] F. Wu, X. Zhang, Y. Kuan, and Z. He, "An AOI algorithm for PCB based on feature extraction," *7th World Congress on Intelligent Control and Automation, WCICA 2008*, pp. 240 – 247, Jun., 2008.
- [25] J. Kolibal, and D. Howard, "Stochastic Interpolation: A Probabilistic View," *Symposium on Bio-inspired Learning and Intelligent Systems for Security, BLISS '08*, pp. 129 – 135, 2008.
- [26] S. Yuan, L. Liu, Z. Wang, N. Xi, Y. Wang, Z. Dong, and Z. Wang, "A probabilistic approach for on-line positioning in nano manipulations," in *8th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*, pp. 450 – 455, Jun., 2010.
- [27] S. Lin, S. Y. Kung, and L. Lin, "A probabilistic DBNN with applications to sensor fusion and object recognition," in *Proc. of the 1995 IEEE Workshop Neural Networks for Signal Processing*, pp. 333 – 342, 1995.
- [28] S. Hu, "Optimum truncated sequential test of binomial distribution," *9th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety (ICRMS)*, pp. 293 – 298, Dec., 1996.
- [29] G.V. Weinberg, "Bit error rate approximations using Poisson and negative binomial sampling distributions," *Electronics Letters*, Vol. 44, No. 3, pp. 217 – 219, Jan., 2008.
- [30] K. S.Sim, L. W. Thong, M.A. Lai, and C.P.Tso, "Enhancement of optical images using hybrid edge detection technique," in *Conf. on Innovative Technologies in Intelligent Systems and Industrial Applications, CITISIA 2009*, pp. 186 – 191, Jul., 2009.
- [31] J. Manikandan, B. Venkataramani, and M. Jayachandran, "Evaluation of Edge Detection Techniques towards Implementation of Automatic Target Recognition," *International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, ICCIMA. 2007*, Vol. 2, pp. 441 – 445, 2007.
- [32] Z. Musoromy, F. Bensaali, S. Ramalingam, and G. Pisanidis, "Comparison of real-time DSP-based edge detection techniques for license plate detection," *2010 Sixth International Conf. on Information Assurance and Security (IAS)*, pp. 323 – 328, 2010.
- [33] R. Marmo, and L. Lombardi, "Road bridge sign detection and classification," *IEEE Intelligent Transportation Systems Conf., ITSC '06*, pp. 823 – 826, Sept., 2006.
- [34] C. Cheong, "Design of lane detection system based on color classification and edge clustering," *2011 3rd Asia Symposium on Quality Electronic Design (ASQED)*, pp. 266 – 271, 2011.