**TRANSFERENCIA DE CONOCIMIENTO EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN**

**Estrategias de fusión para la clasificación automática de imágenes de úlceras de pie diabético usando técnicas de visión por computadora**

***Fusion Strategies to Automatically Classify Diabetic Foot Ulcer Images using Computer Vision Techniques***

**José Daniel López-Cabrera1, Yusely Ruiz-Gonzalez2, Roberto Díaz-Amador3 y Alberto Taboada-Crispi4**

1- José Daniel López-Cabrera, Facultad de Matemática, Física y Computación, Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Cuba, E-mail: josedaniellc@uclv.cu.

2- Yusely Ruiz-Gonzalez. Facultad de Matemática, Física y Computación, Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Cuba, E-mail: yuselyr@uclv.edu.cu

3- Roberto Díaz-Amador. Facultad de Matemática, Física y Computación, Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Cuba, E-mail: rdamador@uclv.edu.cu

4- Alberto Taboada-Crispi. Facultad de Matemática, Física y Computación, Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Cuba, E-mail: ataboada@uclv.edu.cu

**Resumen:**

* **Problemática:** Las úlceras de pie diabético constituyen una de las complicaciones graves que presentan los pacientes diabéticos. El seguimiento e identificación de las lesiones es de vital importancia para aplicar un tratamiento oportuno pues mal atendidas pueden conducir a la amputación del miembro del paciente e incluso provocar su muerte.
* **Objetivo(s):** Este estudio tiene como objetivo evaluar distintas estrategias de fusión para mejorar los índices de desempeño en la tarea de clasificación de imágenes de úlceras de pie diabética.
* **Metodología:** Se evalúan dos enfoques de fusión, a nivel de rasgos y a nivel de decisión. Asimismo, se utilizaron dos técnicas de selección de rasgos, ReliefF y MRMR. Se utilizó un clasificador SVM con tres tipos de kernel y se combinaron a partir de cinco funciones de agregación utilizando los cinco mejores de cada etapa evaluada.
* **Resultados y discusión:** Los mejores resultados se obtuvieron usando la estrategia de fusión a nivel de rasgos. Estos a su vez provienen del uso de clasificadores que usaron la estrategia de fusión a nivel de rasgos y usando técnicas de selección de rasgos. Los resultados alcanzados superan a los reportados en la literatura.
* **Conclusiones:** Ambas alternativas de fusión unidas a los métodos de selección de rasgos mejoraron la clasificación automática de imágenes de úlceras de pie diabético.

***Abstract:***

* ***Problem****: Diabetic foot ulcers are one of the serious complications presented by diabetic patients. The follow-up and identification of the lesions is of vital importance in order to apply a timely treatment because if they are poorly treated, they can lead to the amputation of the limb of the patient and even cause death.*
* ***Objective(s):*** *This study aims to evaluate different fusion strategies to improve performance rates in the diabetic foot ulcer image classification task.*
* ***Methodology:*** *Two fusion approaches are evaluated, at the feature level and at the decision level. Also, two feature selection techniques, ReliefF and MRMR, were used. An SVM classifier with three kernel types was used and combined from five aggregation functions using the best five from each evaluated stage.*
* ***Results and discussion:*** *The best results were obtained using the feature-level fusion strategy. These in turn come from the use of classifiers using the feature-level fusion strategy and using feature selection techniques. The results achieved exceed those reported in the literature.*

**Palabras Clave:** Visión por Computadora; Reconocimiento de Patrones; Úlceras de Pie Diabético.

***Keywords:*** *Computer Vision; Pattern Recognition, Diabetic Foot Ulcers*.

# **Introducción**

La diabetes es una enfermedad crónica que afecta actualmente a más de 425 millones de personas a nivel mundial y se prevé que este número aumente considerablemente en los próximos 25 años (Cho et al., 2018). Una de las complicaciones más graves es la úlcera del pie diabético (DFU) (Armstrong et al., 2017).

Se reportan escaso trabajos que realizan clasificación automática de las lesiones de DFU usando técnicas de visión por computadora. Por ejemplo, aparecen los trabajos de (Goyal et al., 2020a), (Goyal et al., 2020b), (Yap et al., 2021) y (López-Cabrera et al., 2021).

Tomando como referencia el trabajo de (López-Cabrera et al., 2021) en el cual se analizó el papel que juegan por separado las distintas estrategias de extracción de rasgos en la tarea de clasificación. En este artículo, se explora la combinación de estas estrategias de extracción de rasgos para la clasificación automática en cuatro clases de imágenes de DFU. Se investigan la fusión a nivel de rasgos y a nivel de decisión. La fusión a nivel de rasgos combina diferentes vectores de rasgos en un único vector de rasgos. Por otro lado, la fusión a nivel de decisión se realiza sobre los resultados probabilísticos de cada proceso de clasificación individual y combina las distintas decisiones en una final. Asimismo, se exploran dos estrategias de selección de rasgos para obtener aquellos que arrojen los mejores resultados. Según nuestro conocimiento este es el primer estudio que reporta la combinación a distintos niveles, como métodos para la clasificación de imágenes DFU. De esta manera, los resultados obtenidos sobrepasan los reportados en la literatura.

# **Metodología**

## **Conjunto de imágenes usados**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | clases | Total de imágenes |
| ambas | infección  | isquemia | nada |
| Conjunto de entrenamiento | 267 | 1036 | 98 | 792 | **2193** |
| Conjunto de prueba | 69 | 262 | 29 | 201 | **561** |

Tabla 1. Descripción de los conjuntos por clase usados en el entrenamiento y prueba.

Las imágenes usadas en esta investigación son fotografías recopiladas de los Hospitales Docentes de Lancashire, Reino Unido y pertenecen a pacientes con DFU. Una descripción más detallada sobre el conjunto de imágenes aparece en (Yap et al., 2021).

La Tabla 1 muestra el contenido del conjunto de imágenes utilizado en este trabajo. Se dividió aleatoriamente las imágenes por clase en aproximadamente un 80% para el entrenamiento y un 20% para la prueba. De esta forma, se utilizó como *hold out* estrategia para la evaluación de los clasificadores.

## **Técnicas de extracción y codificación de rasgos**

En este estudio se utilizan tres estrategias para la extracción de rasgos, las cuales coinciden con el trabajo de (López-Cabrera et al., 2021). La primera se basa en el color, pues en los trabajos de (Goyal et al., 2020a, 2020b) se han usado con éxito variantes de conversión entre espacios de color como rasgos para realizar la clasificación. La segunda variante se basa en la extracción de rasgos locales. Para ello se utilizó el método SURF, el cual es uno de las más ampliamente usado en tareas de clasificación de imágenes. Estas dos primeras variantes se basan en rasgos construidos a mano (handcrafted), mientras la tercera variante se basa en la CNN, DenseNet201 (Huang et al., 2019).

Las dos primeras variantes de extracción de rasgos poseen alta dimensionalidad. Una de las técnicas para abordar este problema que ha mostrado aumentar los índices de desempeño en las tareas de visión por computadora es Bag of Word (BoW) (Fei-Fei et al., 2006). En este estudio se utilizó un vocabulario visual de 1000 palabras, el cual arrojó los mejores resultados luego de un pequeño experimento variando las palabras entre 500 y 1500.

## **Esquema general de reconocimiento de patrones.**

En la etapa final de este estudio se realiza la clasificación automática de las imágenes. Para ello se evalúan tres variantes del clasificador SVM. Se utilizaron tres *kernel*, el cuadrático, el gaussiano y el lineal. Las ecuaciones 1, 2, 3 y 4 muestran la forma de calcular estas medidas de desempeño usadas en la investigación, siendo TP los verdaderos positivos, FP los falsos positivos y FN los falsos negativos, obtenidos de la matriz de confusión.

 $Precision =\frac{TP}{TP+FP}$ (1)

 $Recall=\frac{TP}{TP+FN}$ (2)

 $F1\_{score}=\frac{2}{\frac{1}{Precision}+\frac{1}{Recall}}=\frac{2\*\left(Precision\*Recall\right)}{Precision+Recall}$ (3)

 $macroAcc =\frac{1}{c}\sum\_{i=1}^{c}Recall\_{i}$ (4)

La Figura 1 muestra el proceso general de la estrategia de reconocimiento de patrones seguida en la investigación aparece en.



Figura 1. Estrategia de reconocimiento de patrones seguida en la investigación.

# **Resultados y discusión**

## **Comparación con los métodos reportados en la literatura**

Figura 2. Comparación de trabajos existentes en la clasificación de imágenes DFU con la mejor variante obtenida en esta investigación.

La Figura 2 presenta una comparación con los trabajos reportados en la literatura (López-Cabrera et al., 2021; Yap et al., 2021) y la mejor variante reportada en esta investigación. Se aprecia que, nuestro método supera tanto en *F1score* por clases como en *macroF1score* a los resultados reportados en trabajos anteriores. Esto demuestra que la combinación de la estrategia de fusión a nivel de rasgos y luego a nivel de decisión dotan a este modelo de mejor desempeño en la tarea de clasificación automática de imágenes DFU.

# **Conclusiones**

En este estudio se realizó el análisis de varias estrategias de fusión de rasgos para aumentar los índices de desempeño en la clasificación automática de imágenes DFU. Se demostró que el uso de los FSM en todos los casos aumentó el desempeño de los clasificadores. Asimismo, la estrategia de fusión a nivel de rasgos logró aumentar los índices de desempeño comparada con las estrategias individuales y combinadas con los FSM. Por otro lado, los mejores resultados se obtuvieron para la estrategia de fusión a nivel de decisión. Específicamente la combinación de clasificadores basados en la estrategia de fusión a nivel de rasgos fue la de mejores resultados. Este resultado sobrepasa los resultados reportados hasta el momento en tareas similares a esta.

# **Referencias bibliográficas**

Armstrong, D.G., Boulton, A.J.M., Bus, S.A., 2017. Diabetic Foot Ulcers and Their Recurrence. N. Engl. J. Med. 376, 2367–2375. https://doi.org/10.1056/NEJMra1615439

Cho, N.H., Shaw, J.E., Karuranga, S., Huang, Y., da Rocha Fernandes, J.D., Ohlrogge, A.W., Malanda, B., 2018. IDF Diabetes Atlas: Global estimates of diabetes prevalence for 2017 and projections for 2045. Diabetes Res. Clin. Pract. 138, 271–281. https://doi.org/10.1016/j.diabres.2018.02.023

Fei-Fei, L., Fergus, R., Perona, P., 2006. One-shot learning of object categories. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 28, 594–611. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2006.79

Goyal, M., Reeves, N.D., Davison, A.K., Rajbhandari, S., Spragg, J., Yap, M.H., 2020a. DFUNet: Convolutional Neural Networks for Diabetic Foot Ulcer Classification. IEEE Trans. Emerg. Top. Comput. Intell. 4, 728–739. https://doi.org/10.1109/TETCI.2018.2866254

Goyal, M., Reeves, N.D., Rajbhandari, S., Ahmad, N., Wang, C., Yap, M.H., 2020b. Recognition of ischaemia and infection in diabetic foot ulcers: Dataset and techniques. Comput. Biol. Med. 117, 103616. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103616

Huang, G., Liu, Z., Pleiss, G., Van Der Maaten, L., Weinberger, K., 2019. Convolutional Networks with Dense Connectivity. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1–1. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2918284

López-Cabrera, J.D., Ruiz-Gonzalez, Y., Díaz-Amador, R., Taboada-Crispi, A., 2021. Automatic Classification of Diabetic Foot Ulcers using Computer Vision Techniques, in: Progress in Artificial Intelligence and Pattern Recognition, Lecture Notes in Computer Science. Presented at the IWAIPR: International Workshop on Artificial Intelligence and Pattern Recognition, Springer, Habana, Cuba, pp. 284–293.

Yap, M.H., Cassidy, B., Pappachan, J.M., O’Shea, C., Gillespie, D., Reeves, N., 2021. Analysis Towards Classification of Infection and Ischaemia of Diabetic Foot Ulcers. ArXiv210403068 Cs.