

PROPUESTA DE REAGRUPACIÓN DE LOS TIPOS DE CIELO ISO/CIE MEDIANTE TÉCNICAS DE APRENDIZAJE SUPERVISADO

Granados-López. D.* , García. I. *, **, Torres. J.L. **, Suárez-García. A. *, Díez-Mediavilla. M*, Alonso-Tristán, C. ***

* Solar and Wind Feasibility Technologies (SWIFT), Departamento de Ingeniería Electromecánica, Universidad de Burgos, 09006 Burgos, España; dgranados@ubu.es (D.G.-L.)

** Institute of Smart Cities (ISC), Departamento de Ingeniería, Universidad Pública de Navarra, Campus Arrosadía, 31006, Pamplona, España

***Centro Universitario de la Defensa, Escuela Naval Militar de Marín, 36920 Marín, Pontevedra, España

RESUMEN

El aprovechamiento de la iluminación natural permite aumentar la calidad de vida y desarrollar la actividad humana. Para modelar la luminancia, la Comisión Internacional de Iluminación (CIE) propone una clasificación estándar que comprende quince clases de cielos. Sin embargo, la aplicación de este estándar requiere entradas que solo pueden obtenerse mediante costosos dispositivos. Por ello, existen multitud de modelos desarrollados para, de manera simplificada, clasificar el cielo. En particular, este estudio propone cinco categorías que permiten una clasificación más detallada que la tradicional en tres categorías simples como claro-nublado-cubierto. Además, se proporciona una alternativa basada en el aprendizaje automático utilizando índices meteorológicos como entradas. Las técnicas seleccionadas para realizar la clasificación alternativa fueron las redes neuronales y los árboles de decisión. En base a los resultados obtenidos, es posible clasificar el cielo en 5 categorías con ambas técnicas con eficacia.

PALABRAS CLAVE: Energía Solar, Clasificación de cielos, CIE, Árboles de decisión

ABSTRACT

The use of natural lighting allows to increase the quality of life and to develop human activity. To model luminance, the International Commission on Illumination of the Sky (CIE) proposes fifteen classes of skies. Nonetheless, the application of this standard requires inputs that can only be obtained by expensive devices, so there are a numerous models developed to simplify the sky classification. In particular, this study proposes five categories that allow a more detailed classification than the traditional one: clear-cloudy-overcast. In addition, an alternative based on machine learning using meteorological indices as inputs is provided. The selected techniques were neural networks and decision trees. According to the results, it is possible to classify effectively the sky into 5 categories with both techniques.

KEYWORDS: Solar Energy, Sky classification, CIE, Classification trees

INTRODUCCIÓN

La nubosidad del cielo determina en gran medida la radiación solar y la luz natural recibida en la superficie terrestre. En este sentido, el conocimiento de la distribución angular de la radiancia y la luminancia en el cielo permite conocer de manera precisa la irradiancia o iluminancia sobre el plano de interés. Entre los modelos existentes, se encuentra el propuesto por la Comisión Internacional de Iluminación (CIE), que se consolidó en una norma ISO en 2004 (ISO 15469:2004(E)/CIE S 011/E:2003, 2004). La propuesta de la CIE establece un total de 15 tipos de cielo, cada uno asociado a un patrón específico de distribución de la luminancia en el cielo. Este patrón se puede integrar sobre el plano de interés, con una orientación e inclinación determinadas, para calcular la iluminancia difusa (García, 2021).

Resulta especialmente interesante su integración sobre los planos vertical y horizontal. Concretamente, el cociente entre la iluminancia recibida sobre el plano vertical (libre de obstáculos) y el horizontal se conoce como Vertical Sky Component (VSC) y está estrechamente relacionada con la clasificación de cielos ISO/CIE (Granados López et al., 2020). En la Fig. 1 se muestra la evolución de la VSC en función de la elevación solar y el tipo de cielo. Como se puede apreciar por las distintas coloraciones de la figura, en este trabajo se propone una agrupación simplificada de los 15 tipos de cielo de la norma ISO/CIE en cinco grupos: Grupo I: tipos 1, 2, 3, 5; Grupo II: tipos 4, 6, 7; Grupo III: tipos 8, 9, 10, 11; Grupo IV: tipos 12, 13; Grupo V: tipos 14, 15. El Grupo I recoge el porcentaje de cielo más cubierto de la clasificación. El grupo II estará también bastante cubierto, y la influencia del Sol debe empezar a ser tenida en cuenta. El grupo III puede mostrar una dependencia muy fuerte con la posición del Sol, y cada orientación tendrá su propia iluminancia disponible. El grupo IV será un cielo contaminado o un poco turbio, y la VSC teórica puede ser mayor del 100% (la iluminancia difusa vertical es mayor que la horizontal). Por último, en el grupo V la VSC puede alcanzar valores aún más altos, disminuyendo el confort visual y aumentando la carga térmica en el interior del edificio.

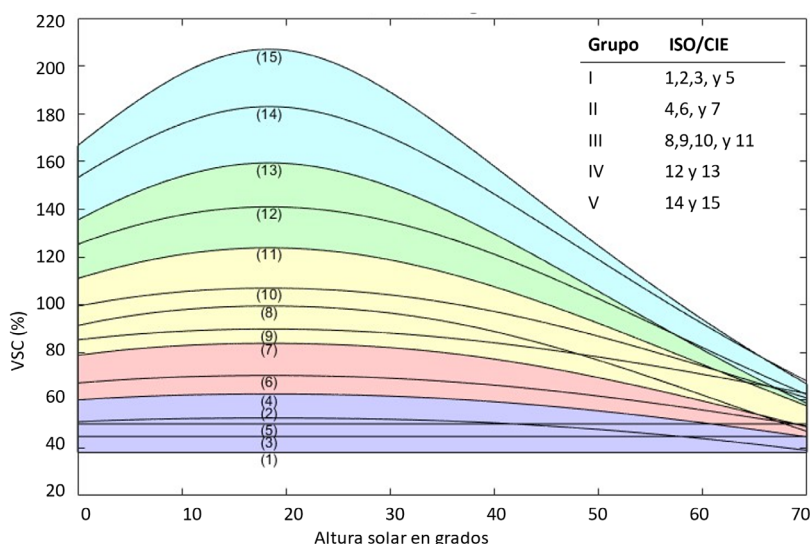


Fig. 1. Dependencia del VSC con la altura solar.

La clasificación de cielos según la norma ISO/CIE tiene un gran potencial, ya que permite relacionar los tipos de cielos con la distribución angular de luminancia celeste. Sin embargo, la medida de dicha distribución requiere de equipos, comúnmente conocidos como escáneres de cielo, que raramente están presentes en las estaciones meteorológicas convencionales. Por esta razón, en la literatura científica se pueden encontrar diferentes métodos alternativos de clasificación de cielos a partir de variables medidas registradas rutinariamente en las estaciones meteorológicas. Entre estas alternativas se encuentra el uso Índices Meteorológicos (IMs), que se calculan a partir de variables fácilmente accesibles desde las estaciones meteorológicas.

Este estudio propone la utilización del *machine learning* supervisado para clasificar el cielo a partir de IMs en los cinco tipos anteriormente establecidos según los valores de VSC. Concretamente, se han utilizado el índice de nebulosidad de Perraudou (F), el índice de brillo (Δ) y de claridad (ϵ) de Perez, la Cloud Cover o cobertura de nubes (CC), el VSC, y el índice de cielo de Igawa (Si), Granados et al. (2021). Tomando como referencia la clasificación de cielos realizada a partir de las medidas proporcionadas por un escáner de cielo localizado en la estación meteorológica de la Universidad de Burgos (España), se ha comparado la clasificación ISO/CIE obtenida mediante el uso de redes neuronales artificiales (ANNs, por sus siglas en inglés) y árboles de decisión (ADs) que utilizan como entradas los IMs antes mencionados.

El trabajo se estructura en los siguientes epígrafes. El apartado “Datos radiométricos” describe los equipos de toma de datos utilizados y la estación radiométrica, así como el procedimiento de control de calidad al que ha sido sometida la serie de datos empleada. En el apartado “Metodología” se detalla la metodología seguida. En el apartado “Resultados” se presentan las frecuencias de ocurrencia de los distintos tipos de cielo ISO/CIE y un análisis del acuerdo de las distintas técnicas de inteligencia artificial propuestas mediante matrices de confusión (MC) e indicadores de bondad. El último apartado está dedicado a las “Conclusiones”.

DATOS RADIOMÉTRICOS

La serie de datos de utilizada en este trabajo ha sido registrada en la estación meteorológica/radiométrica del grupo Solar and Wind Feasibility Technologies (SWIFT) de la Universidad de Burgos (UBU), localizada en la azotea del edificio A2 de la Escuela Politécnica Superior, campus Río Vena (42°21'04'' N, 4°41'20'' W, 856 m a.s.l.). La serie de datos está formada por un total de 32.141 observaciones recogidas entre mayo de 2019 y febrero de 2022. Durante este periodo se midieron las siguientes variables radiométricas: irradiancia e iluminancia global y difusa sobre el plano horizontal, irradiancia directa sobre el plano normal, distribución angular de radiancia y luminancia en la bóveda celeste, y la cobertura de nubes. La irradiancia global y difusa se ha registrado cada cinco minutos mediante un piranómetro Hukseflux SR12-T205 y la componente directa mediante un pirheliómetro Hukseflux DR01-05. De igual manera, la iluminancia global, directa y difusa se ha registrado cada cinco minutos mediante un luxómetro EKO ML-020S-O. Además, se obtiene la distribución angular de luminancia en la bóveda celeste cada 10 minutos mediante un escáner de cielos modelo EKO MS-321LR.

Todas las medidas mencionadas anteriormente han sido filtradas mediante las recomendaciones usadas habitualmente a nivel internacional. En particular, las medidas de iluminancia e irradiancia se han filtrado de acuerdo a la norma internacional CIE (CIE, 1994). En el caso de la distribución angular de luminancia se consideraron dos criterios para realizar el control de calidad. En primer lugar, se ha eliminado todos los datos de los sectores de cielo individuales fuera del rango $0 - 50 \text{ kcd m}^{-2}$. En segundo lugar, no se han considerado las medidas tomadas cuando la altura solar ha sido menor de 5 grados.

METODOLOGÍA

La propuesta de la clasificación en cinco categorías se ha realizado teniendo en cuenta la dependencia del VSC con la clasificación de cielos definida en la norma CIE (ISO 15469:2004(E)/CIE S 011/E:2003, 2004). Tal y como se observa en la Fig. 1, el VSC mantiene una serie de 15 curvas características, que pueden ser representadas en función de la altura solar. Por otro lado, se han empleado dos modelos de inteligencia artificial para realizar la clasificación con índices meteorológicos: los ADs y las ANNs. Para ello se han seguido los tres pasos que se indican a continuación:

1. Clasificación del cielo a partir de la distribución angular de luminancia, de acuerdo con el estándar ISO/CIE (ISO 15469:2004(E)/CIE S 011/E:2003, 2004), y la metodología propuesta por (Tregenza, 2004) para latitudes medias.
2. Cálculo de los índices meteorológicos a través de medidas radiativas y una cámara de cielo comercial, la cual es capaz de medir el porcentaje de nubes en la atmósfera.
3. Entrenamiento y diseño de los modelos de inteligencia artificial considerados.

Clasificación de cielos

La clasificación de cielos de acuerdo a la norma ISO/CIE (ISO 15469:2004(E)/CIE S 011/E:2003, 2004) define un total de 15 tipos de cielos, cada uno de los cuales posee una distribución característica de luminancia celeste. Desde la propuesta de esta norma, se han considerado diversos métodos para la caracterización de los cielos destacando el propuesto por Kittler, R., Perez, R., y Darula (1997), que no es aplicable a la ciudad de Burgos por su elevada latitud. Alternativamente, los métodos de Tregenza y Littlefair (Suárez-García et al., 2018) han sido previamente testeados en Burgos sin grandes diferencias. En particular, este trabajo emplea el método propuesto por Tregenza en 2004 (Tregenza, 2004). En esencia este método se puede resumir en cuatro pasos (ver Fig. 2).

1. Obtención de la distribución de iluminancia experimental con un escáner de cielos.
2. Cálculo de los 15 patrones de luminancia teóricos de la norma ISO/CIE (ISO 15469:2004(E)/CIE S 011/E:2003, 2004).
3. Normalización de las distribuciones de luminancia obtenidas en los pasos anteriores.
4. Comparación del patrón normalizado experimental con cada distribución de luminancia de la norma ISO/CIE, correspondiendo el tipo de cielo elegido con la distribución más semejante.

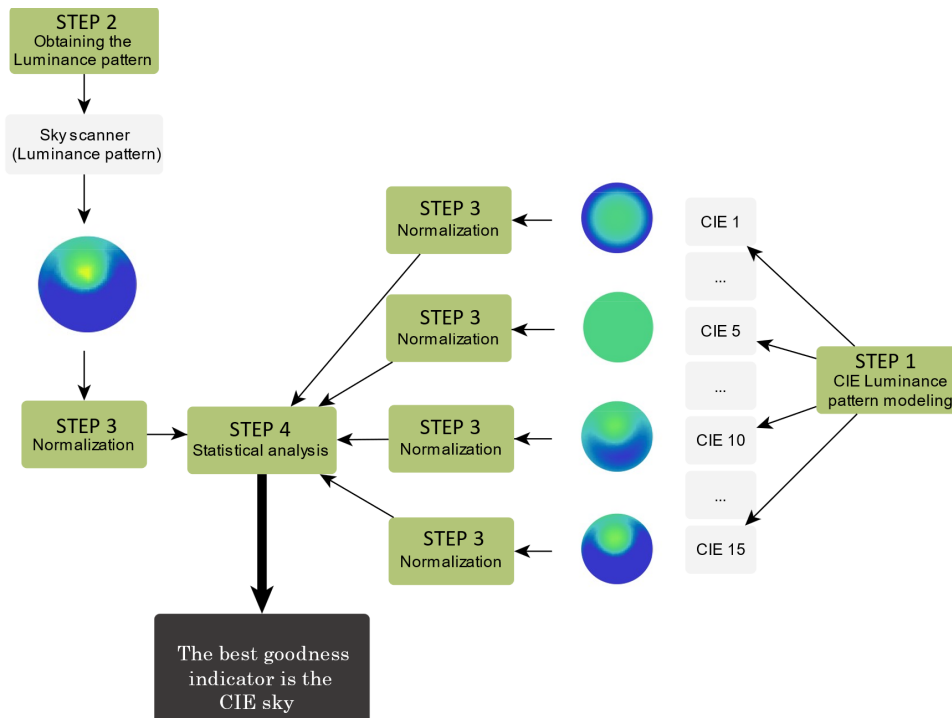


Fig. 2. Descripción de la clasificación de cielos.

En la Fig. 3 se representa la frecuencia de ocurrencia (FOC) de cada tipo de cielo estándar ISO/CIE según el método de Tregenza, que es la referencia de este trabajo. En particular, se aprecia una predominancia de cielos claros (del 11 al 15 en la clasificación), siendo los tipos 12 y 13, que son los más frecuentes.

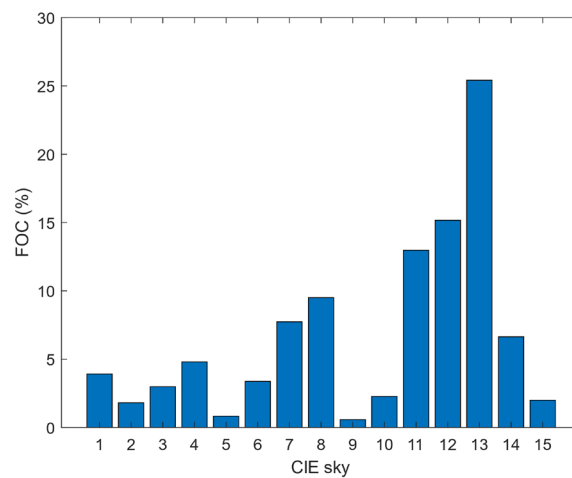


Fig. 3. FOC de los tipos de cielo estándar ISO/CIE en la estación radiométrica de la Universidad de Burgos entre 28/02/2022 y 01/05/2019.

En la Fig. 4 se muestra la FOC en la nueva clasificación en 5 categorías propuesta. Se observa una predominancia en la categoría IV que incluye los cielos 12 (muy claro con corona solar) y 13 (sin nubes con polución y con corona solar) de la norma ISO/CIE. Y la categoría III, que incluye los cielos 8, 9, y 10, los cuales recogen los cielos parcialmente nublados, y el 11 que corresponde a un cielo azulado blanquecino.

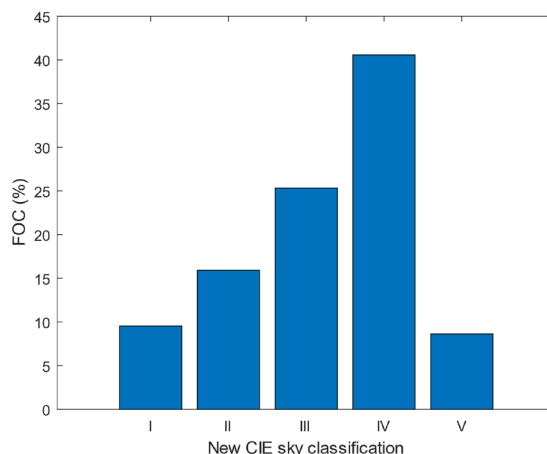


Fig. 4. FOC de los tipos de cielo estándar ISO/CIE en la clasificación propuesta en la estación radiométrica de la Universidad de Burgos entre 28/02/2022 y 01/05/2019.

Tal y como se observa en la Fig. 4, el FOC en las cinco categorías propuestas presenta una distribución desequilibrada, es decir, mientras que el grupo IV representa el 40% de la distribución, los tipos I y V rozan el 10%. Con el objetivo de preparar un conjunto de datos apropiado para entrenar la red, se ha reducido el set de datos original para que contenga exactamente el mismo número de casos, los cuales además se han elegido de manera aleatoria, en cada categoría, como describe esquemáticamente la Fig. 5. Después, este set reducido se ha dividido en dos conjuntos de datos, esto es, el que se va a emplear para entrenar el modelo de inteligencia artificial (set de datos I) y el que se va a emplear para evaluar su eficacia (set de datos II). Esta separación se ha realizado de manera aleatoria, de forma que un 15% del set reducido (13.875 datos) constituye el set de datos II. Para facilitar su comparación este set ha sido el mismo en ambos modelos de inteligencia artificial.

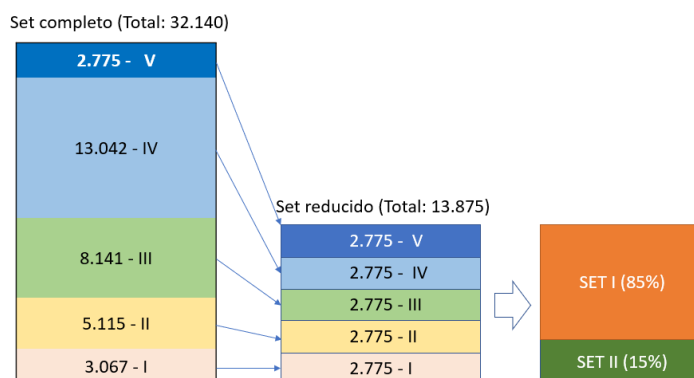


Fig. 5. Esquema: elección de un set de datos reducido con FOC equilibrado.

Cálculo de los índices meteorológicos

Salvo la cobertura de nubes o Cloud Cover (CC) que es directamente medida por la cámara de cielo, el resto de los IMs han sido derivados a partir de medidas radiométricas: Índice de nebulosidad de Perreadeau (FP), Vertical Sky Component (VSC), Índice de claridad de Pérez (ϵ), índice de brillo de Pérez (Δ) e índice de cielo de Igawa (S_i). El proceso para la obtención de estos índices está detallado en profundidad en Granados et al. (2021).

Entrenamiento y diseño de los modelos de inteligencia artificial considerados.

Como consecuencia del notable desarrollo de las técnicas de inteligencia artificial de las últimas décadas, son numerosas las investigaciones que tienen como objeto proporcionar una clasificación del cielo estandarizada sin emplear un escáner cielos. En particular, destaca el uso de ANNs, un método muy eficaz y potente (Li et al., 2007, 2010), y los ADs (Lou, Li and Lam, 2017), que se caracterizan por ser fáciles de interpretar. En este trabajo se han comparado ambos métodos.

- a) Redes neuronales (ANNs): mediante un proceso iterativo que se desarrolla durante el entrenamiento, se asigna el peso correcto que cada neurona debe establecer a cada entrada para obtener el valor de salida deseado, en este caso, la clasificación de cielos. Sin embargo, las ANNs funcionan como una “caja negra” y,

en general, solo se conoce el resultado final y no los procesos intermedios que se siguen para alcanzar el resultado final.

- b) Árboles de decisión (ADs): tras aplicar simultáneamente condiciones, intervalos y los IMs, los AD son capaces de realizar la clasificación del cielo.

La Tabla 1 recoge las características más relevantes de cada modelo de inteligencia artificial elegido, así como la estructura, el criterio de ajuste, librería/entorno de programación, y una referencia de uso satisfactorio de cada uno de ellos en el contexto de la clasificación de cielos.

Tabla 1. Relación de modelos implementados.

Modelo	Estructura	Criterio/Parámetros	Librería/entorno	Referencia
AD	Profundidad Máxima: 5	a) Gini b) Entropía	Sklearn/Python	(Granados-López et al, 2021)
ANN	1 capa profunda, 1 de entrada y 1 de salida.	Scaled Conjugate Gradient Backpropagation	Matlab	(Li et al., 2007)

Elección del diseño de la ANN

La elección del diseño de una ANN resulta un procedimiento más complejo que el de un AD, ya que el primero debe adaptarse al proceso que se quiere modelar. En concreto, no existe un procedimiento estandarizado para establecer el número de neuronas más eficaz (Lima et al., 2016). En términos generales, a priori se desconoce el número de neuronas a implementar en la capa oculta (capa intermedia de la red neuronal), pero en general se acepta que éste no debe superar el número de neuronas de la capa anterior (Heaton, 2015). Así, si la entrada tiene cuatro variables meteorológicas y, en consecuencia, cuatro neuronas, el número de neuronas de la capa oculta puede ser uno, dos, tres o cuatro. Si la entrada de la capa tiene tres variables meteorológicas, la capa oculta puede tener una, dos o tres neuronas, y así sucesivamente. Por consiguiente, como en este estudio se han considerado 6 IMs, hay 6 redes neuronales diferentes (ver Tabla 2). La ANN con mejor acuerdo se ha seleccionado teniendo en cuenta el indicador Accuracy $((TP+TN)/(TP+TN+FP+FN))$ más elevado en el set de datos II (set independiente del entrenamiento). Este indicador, también conocido como *coeficiente de coincidencia simple*, representa la proporción de predicciones correctas, positivas o negativas, entre todos los casos evaluados (TP (verdadero positivo), TN (verdadero negativo), FP (falso positivo) y FN (falso negativo))). En este caso ha destacado la red con 6 neuronas en la capa profunda.

Tabla 2. Elección del diseño de la ANN.

Número de neuronas en la capa profunda	1	2	3	4	5	6
Accuracy (%)	64,76	66,77	64,11	67,35	68,68	70,56

RESULTADOS

La FOC de la predicción de los modelos de inteligencia artificial para la clasificación del cielo en cinco categorías ha sido comparada frente a la obtenida mediante la norma ISO/CIE (Tregenza, 2004). La Fig. 5.I evalúa la predicción de la ANN mientras que la Fig. 5.II testea la predicción del AD. Se observa que la clasificación de cielos de la ANN sobreestima la categoría I y V, y subestima la predicción en la categoría IV. En el resto de los casos el acuerdo es elevado. Por otro lado, se observa que el AD también infraestima la clasificación de cielos del grupo IV, sobreestimando la predicción de los grupos V y III.

En el campo del aprendizaje automático, se suele implementar una matriz de confusión (MC) para medir el grado de acuerdo de los algoritmos de clasificación y la referencia. En este caso, la clasificación obtenida mediante ADs o ANNs, basada en IMs, frente a la obtenida por el método de referencia (Tregenza), basada en medidas de distribución angular de luminancia en el cielo. La MC de 5×5 corresponde a la comparación bruta. Las celdas de la diagonal representan los casos en los que la clasificación obtenida mediante el método de Tregenza y mediante el algoritmo de inteligencia artificial coinciden. El resto de las celdas recogen los casos en los que las clasificaciones no coinciden. Cada celda de la MC muestra el porcentaje correspondiente a cada coincidencia. La Fig. 6.I muestra la MC de la ANN versus Tregenza. En la Fig. 6.II se puede apreciar la MC correspondiente a los AD. En ambos casos, prácticamente solo se han observado errores de clasificación en las categorías adyacentes a la diagonal, siendo el acuerdo muy elevado en la propia diagonal. Por otro lado, no se han observado diferencias muy significativas entre ambas MC. Por consiguiente, desde este punto de vista ambos métodos ofrecen concordancias similares.

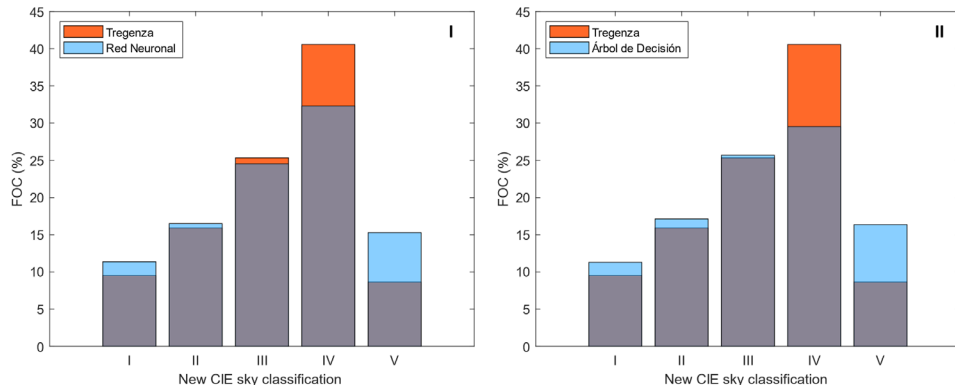


Fig. 5. Comparación de las FOC de los modelos de inteligencia artificial sobre el conjunto completo (set de datos completo). I) Red Neuronal, II) Árboles de decisión.

Acuerdo entre los modelos de clasificación basados en inteligencia artificial con matriz de confusión

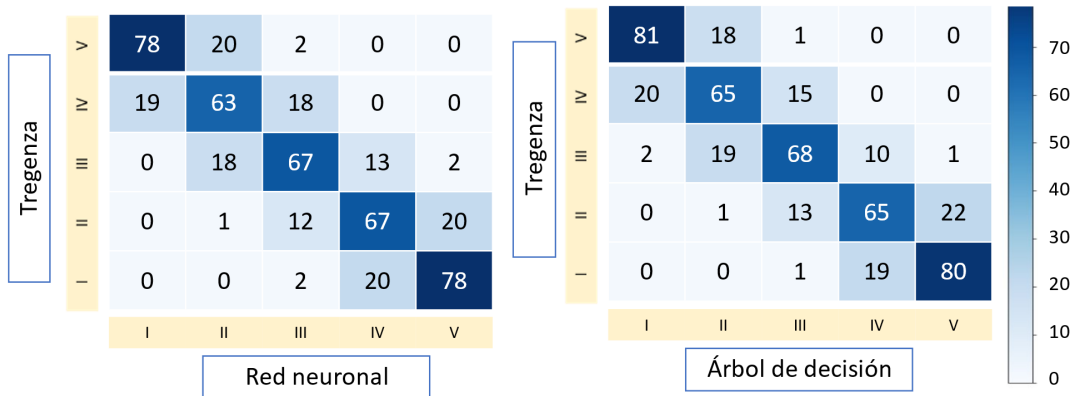


Fig. 6. MC de los modelos de inteligencia artificial versus ISO/CIE (Tregenza) sobre el set de datos II. I) Red Neuronal, II) Árboles de decisión.

Acuerdo entre los modelos de clasificación basados en inteligencia artificial con indicadores de bondad

En las secciones anteriores se han propuesto varias técnicas para analizar el comportamiento de los algoritmos de clasificación. En particular, la información contenida en las matrices de confusión puede ser compactada cuando se utiliza un indicador de bondad. Sin embargo, es inevitable que este proceso conduzca a una pérdida de información, porque una matriz de cinco dimensiones se reduce a un solo número. Por ello, se han calculado dos indicadores más. En primer lugar, el Accuracy, ya definido previamente. Por su parte, el F1-score, definido como la media armónica de la probabilidad de que una predicción positiva sea correcta, y el porcentaje de casos positivos correctamente detectados, Ec. (1). En la Tabla 3 se muestran los resultados obtenidos tras la aplicación de los indicadores descritos. La similitud de los valores obtenidos tanto para las ANNs como por los ADs permite concluir que la clasificación que ofrece cada método es muy similar.

$$F1 = \frac{2}{\frac{TP + FP}{TP} + \frac{TP + FN}{TP}} \quad (1)$$

Tabla 3. Indicadores de bondad de los modelos de inteligencia artificial

-	Modelo	Accuracy	F1
Set II	Árbol Decisión	71,49	71,56
	Red Neuronal	70,56	70,57
Set Completo	Árbol Decisión	65,95	66,76
	Red Neuronal	67,85	68,51

CONCLUSIONES

En este trabajo se ha propuesto una nueva clasificación de cielos basada en la categorización establecida por la norma ISO/CIE. Dicha propuesta, que clasifica los cielos en cinco tipos frente a los 15 de la norma ISO/CIE, se basa en la dependencia de la VSC con la altura solar. Y particulariza con cierto detalle, las condiciones climatológicas de un entorno. El grupo I son cielos cubiertos y no tienen componentes de radiación directa, el grupo II destacan por tener cielos excepcionalmente oscuros, el grupo III se propone teniendo en cuenta los siguientes cielos CIE: 9, 8, 10 y 11. Son cielos que no se pueden dividir en grupos más pequeños porque tienen demasiadas intersecciones en altitud solar correspondientes a 40 grados. El grupo IV contiene los cielos definidos como claros estándar la norma CIE. Por último, el grupo V, por tener turbidez luminosa y una corona solar característica. En particular, los grupos propuestos IV y V sirven para aconsejar y distinguir si es necesario colocar un difusor de luz cerca de la ventana para evitar la radiación solar muy intensa. Para minimizar el impacto de la componente directa, se puede colocar un material translúcido de espesor variable. Así, este componente puede aprovechar la luz que entra en la habitación.

Por otro lado, se ha observado que, a partir de seis IMs y la utilización de técnicas de inteligencia artificial, es posible realizar una correcta clasificación de cielos de acuerdo con las cinco categorías que se han propuesto. En concreto, se han comparado dos técnicas diferentes: ANNs y ADs. No se han encontrado diferencias significativas en el análisis por matrices de confusión o por indicadores de bondad. Por consiguiente, la elección de un método u otro queda a disposición de las preferencias del investigador. En términos generales, una ventaja que puede ser determinante para implementar los ADs es la simplicidad del modelo una vez ajustado el árbol, ya que la implementación de intervalos MI no requiere un controlador muy potente. Además, esta implementación es muy barata porque está al alcance de microprocesadores sencillos como Arduino.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se ha desarrollado en el marco de los proyectos INVESTUN/22/BU/0001 de Junta De Castilla y León, Consejería de Empleo y el proyecto RTI2018-098900-B-I00 Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades. Por su apoyo financiero, Ignacio García agradece al Ministerio de Universidades y a la Unión Europea-Next Generation EU (Programa de recualificación del sistema universitario español 2021-2023, Resolución 1402/2021), y Diego Granados-López agradece a la Junta de Castilla y León (Programa PIRTU, ORDEN EDU/556/2019).

REFERENCIAS

- CIE (1994) Guide to recommended practice of daylight measurement. *Technical Report CIE 108:1994*. CIE Central Bureau, Vienna, Austria.
- Granados López D, Suárez García A., Díez Mediavilla M., and Alonso Tristán C (2021) ‘Feature selection for CIE standard sky classification’, *Solar Energy*, 218, 95–107. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.02.039>.
- Granados López D, Díez Mediavilla M., Dieste Velasco, M. I., Suárez García A., and Alonso Tristán C. (2020) ‘Evaluation of the Vertical Sky Component without Obstructions for Daylighting in Burgos, Spain’, *Applied sciences*, 10(9), 3095. doi: <https://doi.org/10.3390/app10093095>.
- Heaton, J. (2015) *Artificial Intelligence for Humans, Volume 3: Deep Learning and Neural Networks, Networks and Deep Learning*. doi: 10.1007/978-1-4842-3450-1_5.
- ISO 15469:2004(E)/CIE S 011/E:2003 (2004) *Spatial Distribution of Daylight – CIE Standard General Sky*. Geneva: ISO, Vienna: CIE.
- Kittler, R., Perez, R., Darula, S. (1997) ‘A new generation of sky standards’, *Proceedings of the Lux Europa Conference*, 1, pp. 359–373.
- Li, Danny H.W, Tang, H. L., Wong, S. L. Tsang, Ernest K.W., Cheung, Gary H.W., and Lam, Tony N.T.. (2007) ‘Skies classification using artificial neural networks (ANN) techniques’, *In Proceedings of 6th International Conference on Indoor Air Quality, Ventilation and Energy Conservation in Buildings: Sustainable Built Environment*, IAQVEC 2007, October 28 - 31, Sendai, Japan, 1, 61–68. Disponible en: [https://scholars.cityu.edu.hk/en/publications/publication\(82e6bcfa-346c-4fc5-bb14-d3fbc2f33eb3\).html](https://scholars.cityu.edu.hk/en/publications/publication(82e6bcfa-346c-4fc5-bb14-d3fbc2f33eb3).html).
- Li, D. H.W., Tang, H. L., Lee, Eric W.M. and Muneer, T. (2010) ‘Classification of CIE standard skies using probabilistic neural networks’, *International Journal of Climatology*, 30(2), 305–315. doi:

<https://doi.org/10.1002/joc.1891>.

Lima, F.J.L., Martins, F. R. Pereira, E. B., Lorenz, E., and Heinemann, D. (2016) 'Forecast for surface solar irradiance at the Brazilian Northeastern region using NWP model and artificial neural networks', *Renewable Energy*. Elsevier Ltd, 87, 807–818. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2015.11.005>.

Lou, S., Li, D. H. W. and Lam, J. C. (2017) 'CIE Standard Sky classification by accessible climatic indices', *Renewable Energy*, 113, 347–356. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.06.013>.

Ruiz, I. G. (2021) *Daylight modeling in complex environments considering the angular distribution of sky luminance*. Spain: Department of Engineering Institute of Smart Cities (ISC).

Suárez García, A., Granados López, D. González Peña, D., Díez Mediavilla, M. and Alonso Tristán, C. (2018) 'Seasonal characterization of CIE standard sky types above Burgos, northwestern Spain.', *Solar Energy*. Elsevier, 169, 24–33. doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.04.028>.

Tregenza, P. R. (2004) 'Analysing sky luminance scans to obtain frequency distributions of CIE Standard General Skies', *Lighting Research and Technology*, 36(4), 271–281. doi: 10.1191/1477153504li117oa.