

Modeling of landslide sensitive areas using GIS in semi-arid forests and evaluation in terms of forest rehabilitation

Modelación de áreas susceptibles a deslizamientos de tierra utilizando SIG en bosques semiáridos y evaluación en términos de rehabilitación del bosque

Ender Buğday^{1*}; Halil Barış Özel²

¹Çankiri Karatekin University, Faculty of Forestry, Yeni mahalle Bademlik caddesi, 18200-Çankiri, Turkey.

²Bartın University, Faculty of Forestry, 74110-Bartın, Turkey.

*Corresponding author: enthere@gmail.com; Phone: +90 376 212 2757.

Abstract

Introduction: In order to increase, protect, and sustain forest assets, it is important to determine the factors that affect forestry activities and minimize their impact. In this study, the landslide factor in forestry applications was tackled. The negative effect of unpredictable factors of forestry activities (road construction, harvesting, afforestation, etc.) can be reduced by calculating and modeling the landslide susceptibility ratios of degraded forests.

Objective: To demonstrate the applicability of a landslide susceptibility map for supporting decision makers in the assessment of semi-arid and landslide-sensitive forestlands in forestry activities and rehabilitation works.

Materials and method: Six models were introduced by using the fuzzy inference system (FIS) and modified analytical hierarchy process (M-AHP) approaches. A combination of elevation, slope (degree), distance to faults, lithology, aspect, and plan curvature was used in the models.

Results and discussion: The most successful models under the FIS and M-AHP approaches were FIS Model 3, and M-AHP Model 1, with areas under the curve (AUC) of 80.2 %, and 78.1 %, respectively. Using precision forestry by making decisions based on the area's landslide susceptibility in the management and planning stage (e.g., construction of forest infrastructure facilities, afforestation, and forest harvesting and rehabilitation), will increase the success of forestry activities.

Conclusion: It is very important to determine the landslide areas in advance and reliably for effective execution of forestry practices in landslide sensitive forestlands, in order to increase the success of forestry activities in accordance with the sustainable forest management approach.

Keywords: Forestry; forest activities; susceptibility map; fuzzy inference system; modified-analytical hierarchy process.

Resumen

Introducción: Para aumentar, proteger y mantener los recursos forestales, es importante determinar los factores que afectan las actividades forestales y minimizar su impacto. En este estudio se abordó el factor de deslizamientos de tierra en aplicaciones forestales. El efecto negativo de factores impredecibles de las actividades silvícolas (construcción de carreteras, cosecha, forestación, etc.) puede reducirse calculando y modelando las relaciones de susceptibilidad a deslizamientos de tierra de bosques degradados.

Objetivo: Demostrar la aplicabilidad de un mapa de susceptibilidad de deslizamientos de tierra para apoyar a los tomadores de decisiones en la evaluación de bosques semiáridos, en actividades forestales y trabajos de rehabilitación.

Materiales y métodos: Se introdujeron seis modelos utilizando los enfoques del sistema de inferencia difusa (FIS) y del proceso de jerarquía analítica modificada (M-AHP). Se utilizó una combinación de elevación, pendiente (grado), distancia a las fallas, litología, aspecto y curvatura del plan en los modelos.

Resultados y discusión: Los modelos más exitosos bajo los enfoques FIS y M-AHP fueron el Modelo 3 del FIS y el Modelo 1 del M-AHP, con áreas bajo la curva (AUC) de 80.2 % y 78.1 %, respectivamente. El uso de la silvicultura con precisión mediante la toma de decisiones basadas en la susceptibilidad a los deslizamientos de tierra, en la etapa de gestión y planificación (por ejemplo, construcción de instalaciones de infraestructura forestal, forestación y aprovechamiento y rehabilitación de bosques), aumentará el éxito de las actividades silvícolas.

Conclusión: Es muy importante determinar las áreas de deslizamiento de tierra de manera anticipada y confiable para la ejecución efectiva de prácticas silvícolas en tierras forestales susceptibles, con el fin de aumentar el éxito de las actividades silvícolas de acuerdo con el enfoque de gestión forestal sostenible.

Palabras clave: Silvicultura; actividades forestales; mapa de susceptibilidad; sistema de inferencia difusa; proceso de jerarquía analítica modificada.

Introduction

Various biotic and abiotic factors are involved in the degradation and destruction of the forest—one of the world's most important natural resources. This situation is the result of global warming, which is the main environmental problem for Earth's current population. Incidence of drought and desertification are the strongest indicators of this situation. As a result of the destruction of the forest ecosystem, semi-arid areas are formed, and drought and desertification arise due to the increasing severity of the consequences of human-induced climate change (Türkeş, 2012). From a macroperspective, forest assets and diversity of species are also affected due to a decrease in the amount of precipitation (Fang et al., 2005; Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO], 2018; Park & Sohn, 2010; Yang, Fang, Ma, & Wang, 2008).

It is very difficult to maintain the continuity of forest assets in semi-arid regions, thus, resulting in the decrease of forest assets in semi-arid areas over the last 40 years (Song et al., 2018). Factors increasing deforestation also trigger landslides and erosion, which reduce the amount of living cover protecting the upper layer of the soil. Increasing the vegetation cover as much as possible is crucial for both water retention and reducing the extreme points in the water balance sheet (Tang et al., 2018).

Turkey is located in the temperate zone and considered a macroclimate (Yılmaz & Cicek, 2018). It borders the sea on three sides, and there are more forest assets in regions along the coast than further inland, which are considered semi-arid areas with little rainfall, due to the effects of climate change (General Directorate of Forestry [GDF], 2015). Afforestation and rehabilitation activities have been carried out for many years in order to increase the quantity and productivity of forests, which is especially scarce in the inner parts of Turkey (GDF, 2017). Considering that approximately 43 % of Turkey's forests are degraded (GDF, 2015), the severity of the situation is increasing.

In areas where degraded forests are widespread, it is necessary to increase the success of forest maintenance, regeneration, and rehabilitation works, and to ensure benefit from forests with minimum damage (Keller, Asner, Silva, & Palace, 2004; Soriano, Kainer, Staudhammer, & Soriano, 2012; Sirén, Ala-Ilomäki, Mäkinen, Lamminen, & Mikkola, 2013; Wilson & Oliver, 2000). The importance of precision forestry applications, especially in semi-arid regions, is increasing. The forests can be stabilized and then rehabilitated, even after many years, through technical and ecological measures, such as ecological restoration, rehabilitation, and afforestation, especially in areas with extreme climate (semi-arid, arid, dune,

Introducción

Varios factores bióticos y abióticos están involucrados en la degradación y destrucción del bosque, uno de los recursos naturales más importantes del mundo. Esta situación es el resultado del calentamiento global que, en la actualidad, es el principal problema ambiental para la población. Las incidencias de sequía y desertificación son los indicadores más fuertes de esta situación. La formación de zonas semiáridas es resultado de la destrucción del ecosistema forestal, y la sequía y la desertificación surgen debido a la creciente gravedad en las consecuencias del cambio climático causado por el hombre (Türkeş, 2012). Desde una macroperspectiva, el patrimonio forestal y la diversidad de especies también se ven afectados debido a la disminución cuantitativa de las precipitaciones (Fang et al., 2005; Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación [FAO], 2018; Park & Sohn, 2010; Yang, Fang, Ma, & Wang, 2008).

Es muy difícil mantener la continuidad de los recursos forestales en las regiones semiáridas, lo que ha dado lugar a la disminución de estos en los últimos 40 años (Song et al., 2018). Los factores que aumentan la deforestación también desencadenan deslizamientos de tierra y erosión, lo que reduce la cantidad de cobertura viva que protege la capa superior del suelo. El incremento de la cobertura vegetal, en la medida de lo posible, es crucial tanto para la retención de agua como para la reducción de los puntos extremos del balance hídrico (Tang et al., 2018).

Turquía está situada en la zona templada y es considerada un macroclima (Yılmaz & Cicek, 2018). El mar le delimita en tres de sus costados y existen más recursos forestales en las regiones costeras que en aquellas del interior, las cuales se consideran zonas semiáridas y de precipitaciones escasas, debido a los efectos del cambio climático (Dirección General de Silvicultura [GDF], 2015). Durante muchos años se han llevado a cabo actividades de forestación y rehabilitación con el fin de aumentar la cantidad y la productividad de los bosques, las cuales son especialmente escasas en el interior de Turquía (GDF, 2017). Teniendo en cuenta que aproximadamente 43% de los bosques en Turquía están degradados (GDF, 2015), la gravedad de la situación va en aumento.

En las zonas donde los bosques degradados están muy extendidos, es necesario aumentar la efectividad de los trabajos de mantenimiento, regeneración y rehabilitación de los bosques y asegurar el aprovechamiento forestal con un daño mínimo (Keller, Asner, Silva, & Palace, 2004; Soriano, Kainer, Staudhammer, & Soriano, 2012; Sirén, Ala-Ilomäki, Mäkinen, Lamminen, & Mikkola, 2013; Wilson & Oliver, 2000). La importancia de las aplicaciones

and erosion areas). However, in order to reestablish productive forests in semi-arid and arid areas, it is necessary to first obtain detailed, sensitive, and high-quality data during the implementation of technical and ecological measures, and to then carefully plan the forest establishment activities based on these data (Raum, 2017). These forest planning activities support the main concerns of the management, and objective assessment of forest projects, from a scientific and economic point of view. For this reason, well-designed planning procedures can be implemented to allow the monitoring of everything from simple anthropogenic disturbances to more complex climate, geomorphological, and physical disturbances (Vallauri, Aronson, Dudley, & Vallejo, 2005).

Considering the sensitive ecological conditions of both semi-arid and arid climates, the success of the aforementioned applications in these areas can be increased by (a) rehabilitation of degraded forests, reforestation, and harvesting activities carried out in existing forest assets (Daoyin & Yaoxiang, 2007), (b) planning them with a multidirectional approach by taking the factors affecting these activities into account (Bizikova & Krcmar, 2015).

Many studies in the current literature that were conducted in landslide areas used different modeling approaches for multidirectional evaluations. The basis of these approaches is the assessment of multiple factors. Some of these approaches are as follows: Machine Learning (Sahin, Colkesen, & Kavzoglu, 2018), Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Sezer, Pradhan, & Gokceoglu, 2011), Artificial Neural Networks (Chen, Pourghasemi, & Zhao, 2017), Support Vector Machine (Chen, Pourghasemi, & Naghibi, 2018), Logistic Regression (Ayalew & Yamagishi, 2005), Fuzzy Inference System (Pourghasemi, Pradhan, & Gokceoglu, 2012), Modified-Analytic Hierarchy Process (Kornejady, Pourghasemi, & Afzali, 2019), Bivariate Statistical Analysis (Jiménez-Perálvarez, Irigaray, El Hamdouni, & Chacón, 2011), Statistical Index (Pourghasemi, Moradi, & Aghda, 2013), and Frequency Ratio (Akgun, Dag, & Bulut, 2008).

Various factors are used in order to present landslide susceptibility map (LSM), including elevation (Ayalew & Yamagishi, 2005; Lee & Sambath, 2006), distance to roads (Dahal et al., 2008), land use (Bai et al., 2010), slope (Gokceoglu & Aksoy, 1996), distance to faults (Pourghasemi et al., 2012), lithology (Yalcin, 2008), distance to streams (Pourghasemi et al., 2013), aspect (Yesilnacar & Topal, 2005), plan curvature (Nefeslioglu, Duman, & Durmaz, 2008), and the topographic wetness index (Devkota et al., 2013).

This study was carried out in a semi-arid region susceptible to landslides, which is one of the factors

forestales de precisión, especialmente en las regiones semiáridas, está aumentando. Los bosques pueden estabilizarse y luego rehabilitarse, incluso después de muchos años, mediante medidas técnicas y ecológicas como la restauración ecológica, la rehabilitación y la forestación, especialmente en zonas de clima extremo (zonas semiáridas, áridas, de dunas y de erosión). No obstante, para restablecer los bosques productivos en zonas semiáridas y áridas, es necesario obtener primero datos detallados, relevantes y de alta calidad durante la aplicación de las medidas técnicas y ecológicas, y posteriormente planificar cuidadosamente las actividades de establecimiento de los bosques sobre la base de estos datos (Raum, 2017). Estas actividades de planificación forestal atienden las principales preocupaciones de la administración y la evaluación objetiva de los proyectos silvícolas, desde un punto de vista científico y económico. Por esta razón, se pueden implementar procedimientos de planificación bien diseñados que permitan el monitoreo de todo, desde simples perturbaciones antropogénicas hasta las más complejas como las perturbaciones climáticas, geomorfológicas y físicas (Vallauri, Aronson, Dudley, & Vallejo, 2005).

Teniendo en cuenta las delicadas condiciones ecológicas de los climas semiáridos y áridos, el éxito de las aplicaciones previamente mencionadas en esas zonas puede aumentarse mediante: a) actividades de rehabilitación de los bosques degradados, de reforestación y de recolección realizadas en los recursos forestales existentes (Daoyin & Yaoxiang, 2007); b) la planificación de esas mismas actividades con un enfoque multidireccional, teniendo en cuenta los factores que las afectan (Bizikova & Krcmar, 2015).

Muchos estudios realizados en zonas de deslizamientos han utilizado enfoques de modelación diferentes para evaluaciones multidireccionales. La base de estos enfoques es la evaluación de factores múltiples. Algunos de estos enfoques son los siguientes: aprendizaje automatizado (Sahin, Colkesen, & Kavzoglu, 2018), sistema adaptativo de inferencia neurodifusa (Sezer, Pradhan, & Gokceoglu, 2011), redes neuronales artificiales (Chen, Pourghasemi, & Zhao, 2017), máquina de vectores de soporte (Chen, Pourghasemi, & Naghibi, 2018), regresión logística (Ayalew & Yamagishi, 2005), sistema de inferencia difusa (Pourghasemi, Pradhan, & Gokceoglu, 2012), proceso de jerarquía analítica modificado (Kornejady, Pourghasemi, & Afzali, 2019), análisis estadístico bivariado (Jiménez-Perálvarez, Irigaray, El Hamdouni, & Chacón, 2011), índice estadístico (Pourghasemi, Moradi, & Aghda, 2013) y relación de frecuencia (Akgun, Dag, & Bulut, 2008).

Varios factores son utilizados para presentar el mapa de susceptibilidad a los deslizamientos (MSD), entre ellos la elevación (Ayalew & Yamagishi, 2005; Lee &

negatively affecting forest assets. The objective of the research was to model the landslide susceptibility in terms of topographic factors (elevation, slope, faults, lithology, aspect, and plan curvature) and to support decision-making in activities to be conducted in such areas. It will then be possible to carry out more successful forestry activities (construction of forest infrastructure facilities, harvesting, afforestation and rehabilitation) in forests susceptible to landslide during planning and application in the context of precision forestry. Also, with the addition of landslide susceptibility to decision-making processes as a factor, the success of forestry activities, which are long-term investments, could be increased.

Materials and Methods

Study Area

The study area is located within the area of responsibility of Sarıkaya Forest Sub-District Directorate in Cankiri Forestry Management Directorate affiliated with Ankara Forestry Regional Directorate. This area is located between $40^{\circ} 47' 56''$ - $40^{\circ} 46' 51''$ northern latitude and $33^{\circ} 58' 08''$ - $34^{\circ} 01' 06''$ eastern longitude. It has a size of 171.37 km² and landslides of various numbers and sizes have occurred in the past years (Figure 1). The study area is located in a high mountainous

Sambath, 2006), la distancia a los caminos (Dahal et al., 2008), el uso de la tierra (Bai et al., 2010), la pendiente (Gokceoglu & Aksoy, 1996), la distancia a las fallas (Pourghasemi et al., 2012), la litología (Yalcin, 2008), la distancia a los arroyos (Pourghasemi et al., 2013), el aspecto (Yesilnacar & Topal, 2005), la curvatura del plano (Nefeslioglu, Duman, & Durmaz, 2008) y el índice de humedad topográfica (Devkota et al., 2013).

Este estudio se llevó a cabo en una región semiárida susceptible a deslizamientos de tierra, que es uno de los factores que afectan negativamente a los recursos forestales. El objetivo de la investigación fue modelar la susceptibilidad a los deslizamientos de tierra en función de factores topográficos (elevación, pendiente, fallas, litología, aspecto y curvatura del plano) y apoyar la toma de decisiones en las actividades realizadas en esas zonas. Esto permitirá llevar a cabo actividades forestales más efectivas (construcción de infraestructura forestal, cosecha, forestación y rehabilitación) en bosques susceptibles de deslizamientos durante la planificación y la aplicación en el contexto de la silvicultura de precisión. Además, si se añade la susceptibilidad de los deslizamientos de tierra a los procesos de toma de decisiones como un factor, podría aumentar el éxito de las actividades forestales que son inversiones a largo plazo.

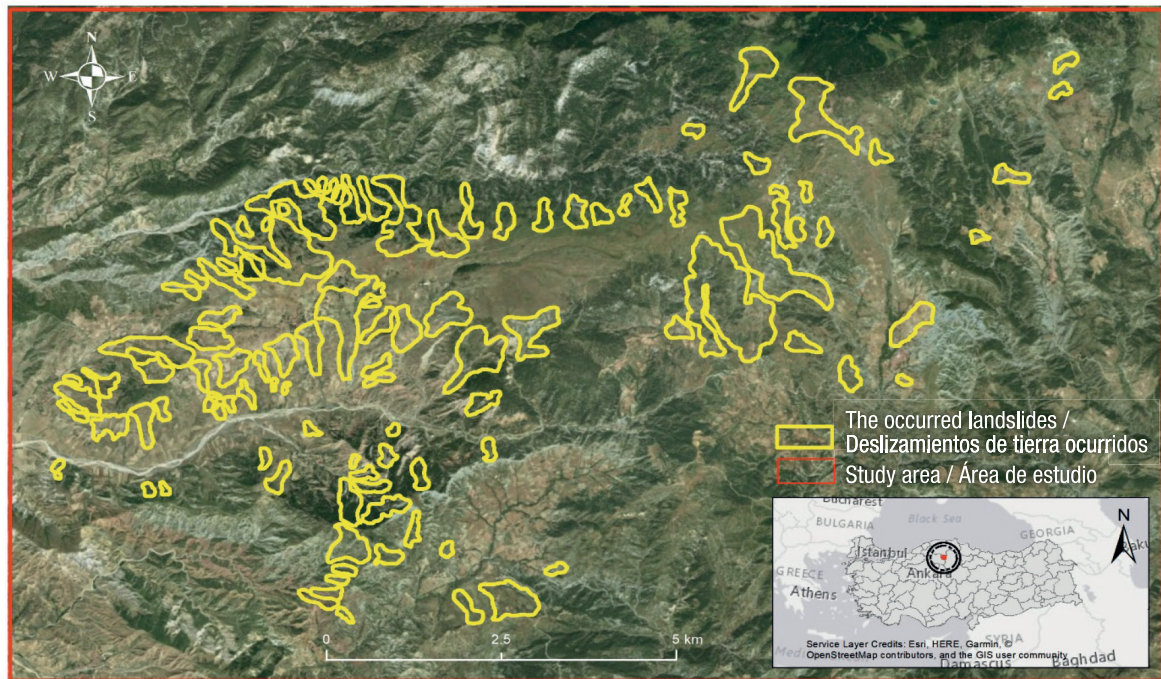


Figure 1. Location of the study area (Sarıkaya-Turkey) and occurred landslides (before 2017).

Figura 1. Ubicación del área de estudio (Sarıkaya-Turquía) y los deslizamientos de tierra ocurridos (antes de 2017).

area. The average slope of this area is 15° , the dominant aspect is the south facing direction and the average height is 1410 m, ranging from 1083 m to 2061 m.

There are not any common procedures to establish the most influential factors in LSM studies (Sahin et al., 2018). Combinations of different factors are used in each LSM study. The most important feature affecting these combinations comes from whether the data are available or not. This situation, which is to affect the success of the direct models, leads researchers to carry out modeling using different factors and their combinations in different landslide areas. Pourghasemi et al. (2012) stated that the factors of height, slope (degree), aspect, and lithology were most used in LSM studies. In addition to this, data quality affects the success of the model significantly (Jacobs et al., 2018). In this study, $12.5 \text{ m} \times 12.5 \text{ m}$ high-resolution digital elevation model (DEM) data were used. All the factors used in this study were obtained from this DEM. Six factors were evaluated for the modeling in the study: elevation, slope (degree), distance to faults, lithology, aspect, and plan curvature.

Factors

Elevation is one of the most commonly used factors in landslide susceptibility studies (Buğday, 2018; Meng et al., 2016). The average height in the study area is 1410 m, minimum height is 1 100 m, and maximum height is 2050 m. In this study, the elevation factor has been classified in five classes (1000 m to 2250 m; Figure 2a). Slope (degree) is one of the most frequently used factors in landslide susceptibility studies (Behling, Roessner, Kaufmann, & Kleinschmit, 2014; Eskandari, Homae, & Falamaki, 2016; Niu et al., 2018). The average slope in the study area is 14.33° , whereas the minimum is 3.25° , and maximum is 54.83° . In this study, the slope was classified into five different groups: $0-4.99^\circ$, $5-11.99^\circ$, $12-17.99^\circ$, $18-21.99^\circ$ and $22-65.8^\circ$ (Figure 2b). Distance to faults is an important factor increasing the landslide formation and the size of landslides considerably (Feizizadeh, Blaschke, & Nazmfar, 2014; Meng et al., 2016). Distance to faults was classified into six different groups: 0-0.99 km, 1-1.99 km, 2-2.99 km, 3-3.99 km, 4-4.99 km, and 5-10 km (Figure 2c). Lithology is a factor commonly included in landslide susceptibility studies (Pourghasemi & Kerle, 2016). Lithology map was derived from the 1:100 000 scale geological map (Duman, Çan, & Emre, 2011) obtained from the General Directorate of Mineral Research and Exploration (MTA). There are six different lithological groups in the study area: clastic and carbonate rocks (k2: Cretaceous), terrestrial clastic rocks (pl: Pliocene), evaporative sedimentary rocks (olm1: Oligocene-Miocene), clastic rocks (e1-2: Eocene), basic and ultrabasic rocks (of: Mesozoic) and Quaternary (Q) formations (Figure 2d).

Materiales y métodos

Área de estudio

El área de estudio está situada dentro de la zona de responsabilidad de la Dirección del Subdistrito Forestal de Sarikaya en la Dirección de Ordenación Forestal de Cankiri, afiliada a la Dirección Regional Forestal de Ankara. La zona está situada entre los $40^\circ 47' 56'' - 40^\circ 46' 51''$ de latitud norte y los $33^\circ 58' 08'' - 34^\circ 01' 06''$ de longitud este; tiene un tamaño de 171.37 km^2 y en años recientes han ocurrido deslizamientos de tierra de diversas magnitudes (Figura 1). El área de estudio está situada en una zona montañosa alta. La pendiente promedio de esta zona es de 15° , el aspecto dominante es la dirección de orientación sur y la altura media es de 1410 m, con un rango entre 1083 m y 2061 m.

No existen procedimientos comunes para establecer los factores más influyentes en estudios de MSD (Sahin et al., 2018). En cada estudio de MSD se utilizan combinaciones de factores. La característica más importante que afecta a estas combinaciones proviene de si los datos están disponibles o no. Esta situación, que ha de afectar el éxito de los modelos directos, conduce a los investigadores a realizar la modelización utilizando varios factores y sus combinaciones en diversas zonas de deslizamiento de tierra. Pourghasemi et al. (2012) afirmaron que los factores de altura, pendiente (grado), aspecto y litología eran los más utilizados en los estudios de MSD. Además, la calidad de los datos afecta significativamente la efectividad del modelo (Jacobs et al., 2018). En este estudio se utilizaron datos de $12.5 \text{ m} \times 12.5 \text{ m}$ de alta resolución del modelo digital de elevación (MDE). Todos los factores utilizados en el estudio se obtuvieron de este MDE. Se evaluaron seis factores para la modelación en el estudio: elevación, pendiente (grado), distancia a las fallas, litología, aspecto y curvatura del plano.

Factores

La elevación es uno de los factores más utilizados en los estudios de susceptibilidad a los deslizamientos de tierra (Buğday, 2018; Meng et al., 2016). La altura promedio en el área de estudio es de 1 410 m, la altura mínima es de 1 100 m y la máxima es de 2 050 m. En este estudio, el factor de elevación se ha clasificado en cinco clases (1 000 m a 2 250 m; Figura 2a). La pendiente (grado) también es uno de los factores utilizados frecuentemente en los estudios de susceptibilidad a los deslizamientos (Behling, Roessner, Kaufmann, & Kleinschmit, 2014; Eskandari, Homae, & Falamaki, 2016; Niu et al., 2018). La pendiente promedio en el área de estudio es de 14.33° , mientras que la mínima es de 3.25° y la máxima de 54.83° . En este estudio, la pendiente se clasificó en cinco grupos: $0-4.99^\circ$, $5-11.99^\circ$,

The study area is one of the areas where landslides occur frequently within the provincial boundaries. It is highly prone to landslides due to the Cretaceous age and sandstone content (Sahin et al., 2018). The aspect factor is one of the factors included in this type of study (Niu et al., 2018; Yalcin, Reis, Aydinoglu, & Yomralioglu, 2011), and it was classified into five different groups (plain, north, east, south and west) in this study (Figure 2e). The dominant aspect of the study area is the south. Plan curvature factor is one of the factors frequently referred to in order to establish the direction of slope in landslide studies (Oliveira, Zêzere, Guillard-Gonçalves, Garcia, & Pereira, 2017; Pourghasemi & Kerle, 2016). Plan curvature was divided into five groups for this study: -0.098, -0.023, 0.013, 0.093, and 0.639 (Figure 2f).

Landslide Susceptibility Mapping Process

The process and procedures carried out to establish LSM in this study are provided in Figure 3's flowchart.

In this study, the locations and sizes of landslides (Duman et al., 2011) were obtained from the MTA. A total of three different models were formed by using six factors in the study. The models were generated according to fuzzy inference system (FIS) and modified

12-17.99°, 18-21.99° y 22-65.8° (Figura 2b). Por otra parte, la distancia a las fallas es un factor importante que aumenta considerablemente la formación y el tamaño de los deslizamientos de tierra (Feizizadeh, Blaschke, & Nazmfar, 2014; Meng et al., 2016). La distancia a las fallas se clasificó en seis grupos: 0-0.99 km, 1-1.99 km, 2-2.99 km, 3-3.99 km, 4-4.99 km y 5-10 km (Figura 2c). La litología es un factor comúnmente incluido en los estudios de susceptibilidad a los deslizamientos (Pourghasemi & Kerle, 2016). El mapa de litología se derivó del mapa geológico a escala 1:100 000 (Duman, Çan, & Emre, 2011) obtenido de la Dirección General de Investigación y Exploración Minera (MTA). Existen seis grupos litológicos en el área de estudio: rocas clásticas y carbonatadas (k2: Cretácico), rocas clásticas terrestres (pl: Plioceno), rocas sedimentarias evaporitas (olm1: Oligoceno-Mioceno), rocas clásticas (e1-2: Eoceno), rocas básicas y ultrabásicas (of: Mesozoico) y formaciones del Cuaternario (Q) (Figura 2d). El área de estudio es una de las zonas en que frecuentemente ocurren deslizamientos de tierra al interior de los límites provinciales; es muy propensa debido a la edad cretácica y al contenido de arenisca (Sahin et al., 2018). El aspecto es uno de los factores también incluidos en este tipo de estudio (Niu et al., 2018; Yalcin, Reis, Aydinoglu, & Yomralioglu, 2011), y en el presente se

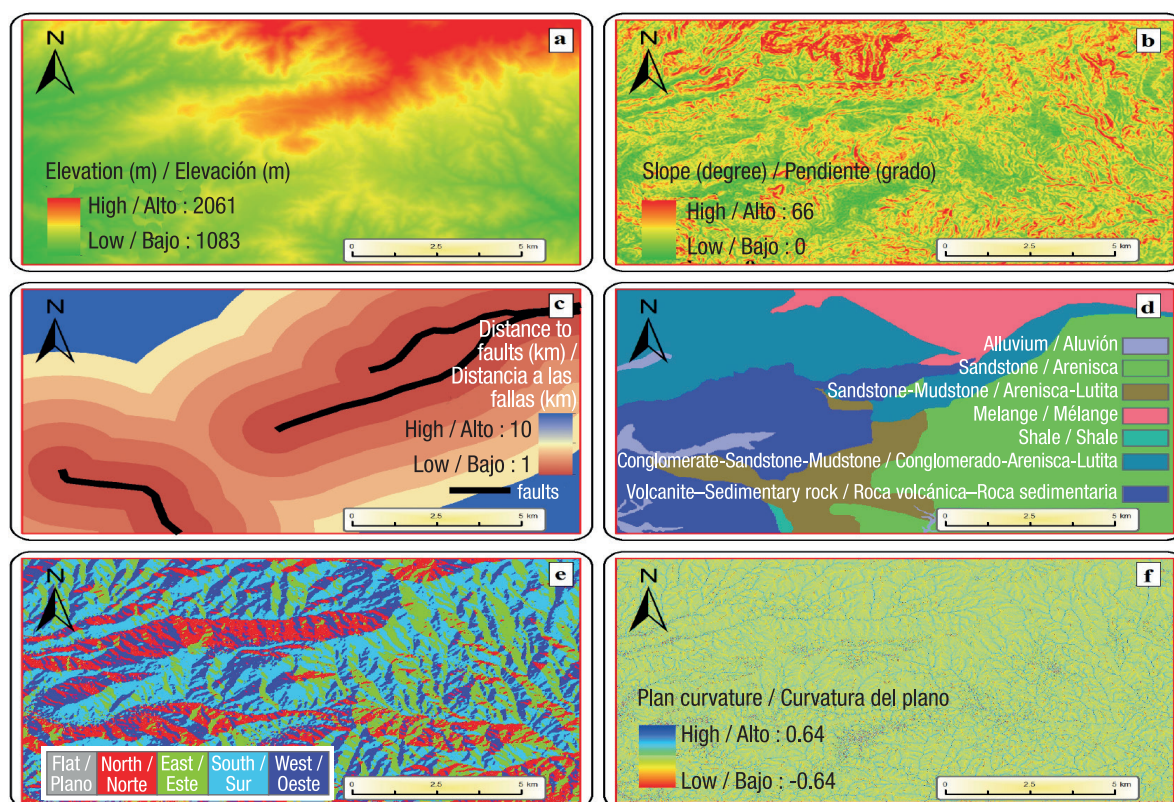


Figure 2. Factors used in modelling landslide susceptibility.

Figura 2. Factores utilizados en la modelación de la susceptibilidad a los deslizamientos de tierra.

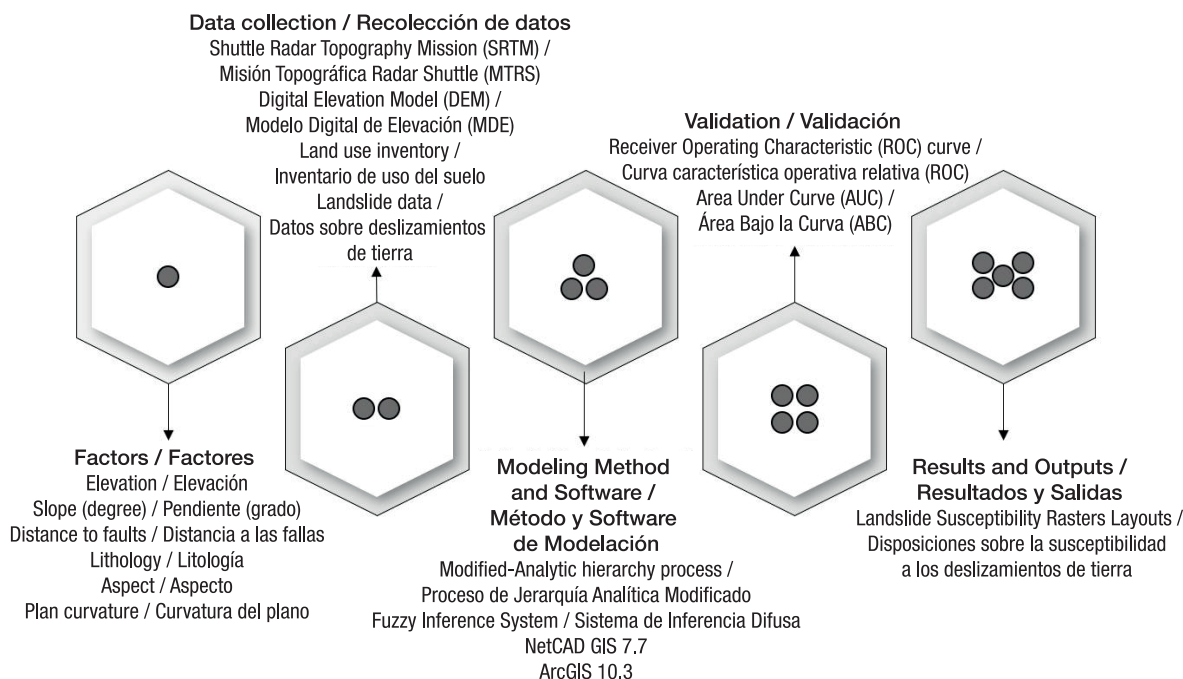


Figure 3. Flowchart of the landslide susceptibility map.

Figura 3. Diagrama de flujo del mapa de susceptibilidad a deslizamientos de tierra.

analytical hierarchy process (M-AHP) approaches. FIS is an approach that is widely used in simulation processes (Bellman & Zadeh, 1970; Chang & Zadeh, 1996). The values in the FIS approach are not limited to 0 to 1, but the studies with intermediate values are reflected in the database. In the models generated, according to the FIS approach, membership functions are assigned first. At this stage, depending on which factor is low or high, the degree to which landslide susceptibility will be impacted (very low-very high) is entered and learning rules are determined. In the following process, the model is generated as a result of the combination of factors on the scale of these rules. The M-AHP approach has various advantages in the modeling process in terms of eliminating the subjectivity of the classical AHP approach and not requiring user experience (Banuelas & Antony, 2004; Pourghasemi & Rossi, 2017). Here, after the values included within the factors are normalized, they are scored according to the rate of affecting the landslide susceptibility (1, 3, 5, 7, 9, etc.). Afterwards, these factors are combined and the models are obtained for LSM. The scores used for M-AHP in this study are displayed in Table 1. The combinations of the factors used in the models formed according to FIS and M-AHP approaches in this study are shown in Table 2.

Model Validation

In this study, the widely used and reliable receiver operating characteristic (ROC) curve (Buğday, 2018; DeLong, DeLong, & Clarke-Pearson, 1988; Oh &

clasificó en cinco grupos: llanura, norte, este, sur y oeste (Figura 2e). El aspecto dominante del área de estudio es el sur. El factor curvatura del plano es uno de los factores frecuentemente mencionados para establecer la dirección de la pendiente en los estudios de deslizamientos (Oliveira, Zêzere, Guillard-Gonçalves, Garcia, & Pereira, 2017; Pourghasemi & Kerle, 2016). La curvatura del plano se dividió en cinco grupos para este estudio: -0.098, -0.023, 0.013, 0.093 y 0.639 (Figura 2f).

Proceso de cartografiado de la susceptibilidad a deslizamientos de Tierra

El proceso y los procedimientos implementados para establecer el MSD en este estudio se muestran en el diagrama de flujo de la Figura 3.

En este estudio, las ubicaciones y los tamaños de los deslizamientos de tierra (Duman et al., 2011) se obtuvieron de la MTA. Se formaron tres modelos utilizando seis factores de estudio. Los modelos se generaron conforme a los enfoques del sistema de inferencia difusa (FIS) y al proceso de jerarquía analítica modificado (M-AHP). El FIS es un enfoque que se utiliza ampliamente en procesos de simulación (Bellman & Zadeh, 1970; Chang & Zadeh, 1996). Los valores del enfoque FIS no se limitan a 0 a 1, sino que los estudios con valores intermedios se reflejan en la base de datos. En los modelos generados según el enfoque FIS, las funciones de pertenencia son asignadas primero. En esta etapa, el grado al cual la susceptibilidad a

Table 1. Factors' Scores for modified analytical hierarchy process (M-AHP) in this study.**Cuadro 1. Puntajes de los factores del proceso de jerarquía analítica modificado (M-AHP) en este estudio.**

Factors/Factores	Classes/Clases	Score/Puntaje	Factor/Factores	Classes/Clases	Score/Puntaje
Elevation (m)/ Elevación (m)	1 000 - 1 250	1	Slope (degree)/ Pendiente (grado)	0 - 5	1
	1 250 - 1 500	3		5 - 12	3
	1 500 - 1 750	5		12 - 18	5
	1 750 - 2 000	7		18 - 22	7
	2 000 - 2 250	9		22 - 66	9
Aspect/Aspecto	Flat/Plano	1	Plan Curvature/ Curvatura del plano	-0.098	9
	North/Norte	3		-0.023	7
	East/Este	3		0.013	5
	South/Sur	7		0.093	3
	West/Oeste	5		0.639	1
Distance to Faults (km)/ Distancia a las fallas (km)	0-1	9	Lithology/ Litología	Alluvium/Aluvi3n	9
	1-2	9		Sandstone/Arenisca	7
	2-3	7		Sandstone - Mudstone/ Arenisca - Lutita	5
	3-4	5		Melange/M3lange	3
	4-5	3		Shale	1
	5-10	1		Volcanite - Sedimentary rock/ Roca volc3nica - Roca sedimentaria	5
			Conglomerate - Sandstone - Mudstone/ Conglomerado - Arenisca - Lutita	5	

Table 2. Combinations of factors used in the models formed according to fuzzy inference system (FIS) and modified analytical hierarchy process (M-AHP) approaches.**Cuadro 2. Combinaci3n de factores utilizados en los modelos formados seg3n los enfoques del sistema de inferencia difusa (FIS) y del proceso de jerarquía analítica modificado (M-AHP).**

Factors/Factores	Model 1/Modelo 1	Model 2/Modelo 2	Model 3/Modelo 3
Elevation/Elevaci3n	✓	✓	✓
Slope (degree)/Pendiente (grado)	✓	✓	✓
Distance to faults/ Distancia a las fallas	✓	✓	✓
Lithology/Litología	✓	✓	✓
Aspect/Aspecto	✓	✓	-
Plan curvature/ Curvatura del plano	-	✓	-

Pradhan, 2011) was preferred for the validation of the models generated. The ROC curve is calculated by the ratio of sensitivity to accuracy, where the threshold value for binary classification systems differs (the threshold value was determined as 0.50). The success rate of the models was determined by the area under curve (AUC).

Results and Discussion

It was determined that, in this study area, a total of 107 landslides occurred (1965-2017), with an average size of 12.9 ha, a minimum of 1.11 ha, and a maximum of 144.76 ha, according to the landslide inventory obtained from the MTA. The total area of landslides within this area is 1357.68 ha. The landslides that occurred in the area, according to the MTA classification, consist of 430.75 ha of former landslide areas, and 926.93 ha of active landslide areas. It is reasonable to assume that the study area is under constant landslide pressure.

A total of six models were generated in this study; three of them according to the FIS approach, and three according to the M-AHP approach (Figure 4). The values obtained after the validation of these models were as follows: Model 1 AUC = 79.9 %, Model 2 AUC = 78.3 %, and Model 3 AUC = 80.2 %, according to the FIS approach. According to M-AHP approach, the following values were determined: Model 1 AUC = 78.1 %, Model 2 AUC = 75.9 %, and Model 3 AUC = 72.9 % (Figure 5).

Landslide susceptibility should be considered as a factor in all forestry activities carried out in Turkey in order to increase the forest assets in the semi-arid areas and ensure their sustainability. Within this context, this study was carried out in order to support planning in landslide sensitive areas and their surrounding forest areas using advanced GIS methods. The model that best conveys the LSM among the six models obtained from the study is FIS Model 3 (AUC = 80.2 %). Factors composing FIS Model 3 are elevation, distance to faults, and lithology. By using the FIS method, Vahidnia et al. (2010), Akgun et al. (2012), and Pourghasemi et al. (2012) generated LSM model with 90.5 %, 85.5 %, and 89.7 % success rates, respectively. Jiménez-Perálvarez (2011) and Buğday (2019) obtained results similar to those of this study, generating a model with an 83.2 % and 82.1 % success rate, respectively, using the FIS approach in the mountainous semi-arid area. In this study, more successful results were obtained with FIS models than M-AHP models. Similar to this study, Pourghasemi et al. (2012) compared the FIS approach and AHP approach and found that FIS generated more successful models. As with all modeling studies, success in conducting landslide susceptibility modeling depends on quality data (Buğday, 2018; Yalcin, 2008). Precision forestry

los deslizamientos de tierra será afectada (muy bajo - muy alto) se registra y las reglas de aprendizaje se determinan dependiendo de qué factor sea bajo o alto. En el proceso siguiente, el modelo se genera como resultado de la combinación de factores en la escala de estas reglas. El enfoque M-AHP tiene varias ventajas en el proceso de modelación en cuanto a la eliminación de la subjetividad del enfoque del AHP clásico y en cuanto a que no requiere experiencia del usuario (Banuelas & Antony, 2004; Pourghasemi & Rossi, 2017). Después de que los valores incluidos en los factores son normalizados, se les asigna un valor según la tasa de afectación de la susceptibilidad a los deslizamientos de tierra (1, 3, 5, 7, 9, etc.); posteriormente, estos factores se combinan y se obtienen los modelos para el MSD. Los puntajes utilizados para el M-AHP se muestran en el Cuadro 1 y las combinaciones de los factores utilizados en los modelos formados según los enfoques FIS y M-AHP se muestran en el Cuadro 2.

Validación del modelo

En este estudio se prefirió la ampliamente utilizada y fiable curva característica operativa relativa (ROC) (Buğday, 2018; DeLong, DeLong, & Clarke-Pearson, 1988; Oh & Pradhan, 2011) para la validación de los modelos generados. La curva ROC se calcula mediante la relación entre sensibilidad y precisión, en la que el valor umbral para los sistemas de clasificación binaria difiere (el valor umbral se determinó como 0.50). La tasa de éxito de los modelos se determinó mediante el área bajo la curva (ABC).

Resultados y discusión

Se determinó que en el área de estudio ocurrieron 107 deslizamientos de tierra en total (1965-2017), con un tamaño promedio de 12.9 ha, un mínimo de 1.11 ha y un máximo de 144.76 ha, según el inventario de deslizamientos de tierra obtenido de la MTA. El área total de los deslizamientos dentro de esta zona es de 1357.68 ha. Los deslizamientos de tierra ocurridos, de acuerdo con la clasificación de la MTA, consisten en 430.75 ha de zonas de deslizamiento anteriores y 926.93 ha de zonas de deslizamiento activas. Es razonable suponer que el área bajo estudio está sometida a una presión constante de deslizamientos de tierra.

En este estudio se generaron seis modelos en total; tres modelos según el enfoque FIS y tres según el M-AHP (Figura 4). Los valores obtenidos tras la validación de estos modelos fueron los siguientes: Modelo 1 ABC = 79.9 %, Modelo 2 ABC = 78.3 % y Modelo 3 ABC = 80.2 %, conforme al enfoque FIS. En cuanto al enfoque M-AHP, se determinaron los siguientes valores: Modelo 1 ABC = 78.1 %, Modelo 2 ABC = 75.9 % y Modelo 3 ABC = 72.9 % (Figura 5).

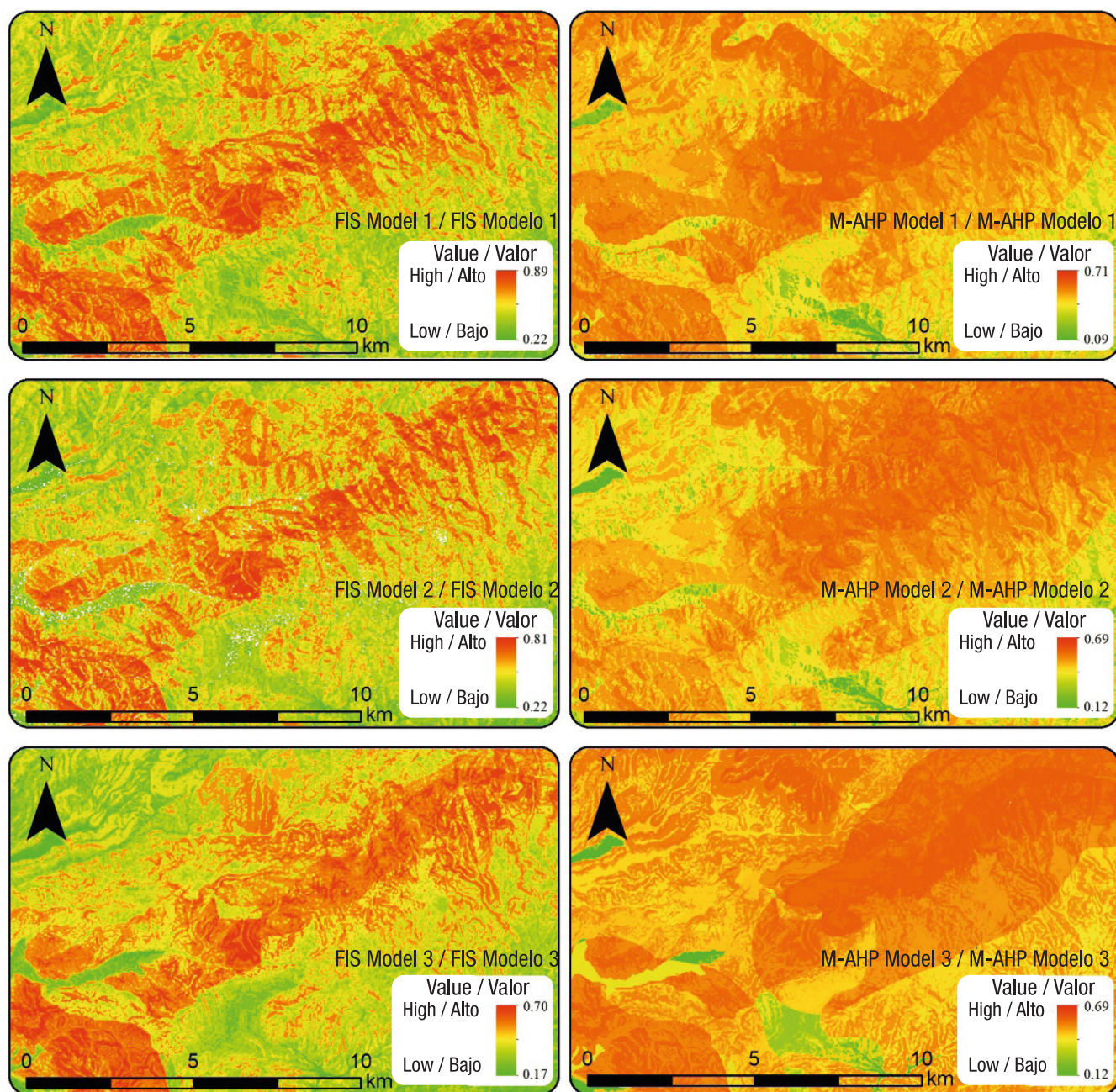


Figure 4. Models layouts according to fuzzy inference system (FIS) and modified analytical hierarchy process (M-AHP) approaches.

Figura 4. Arreglo de los modelos según los enfoques del sistema de inferencia difusa (FIS) y del proceso de jerarquía analítica modificado (M-AHP).

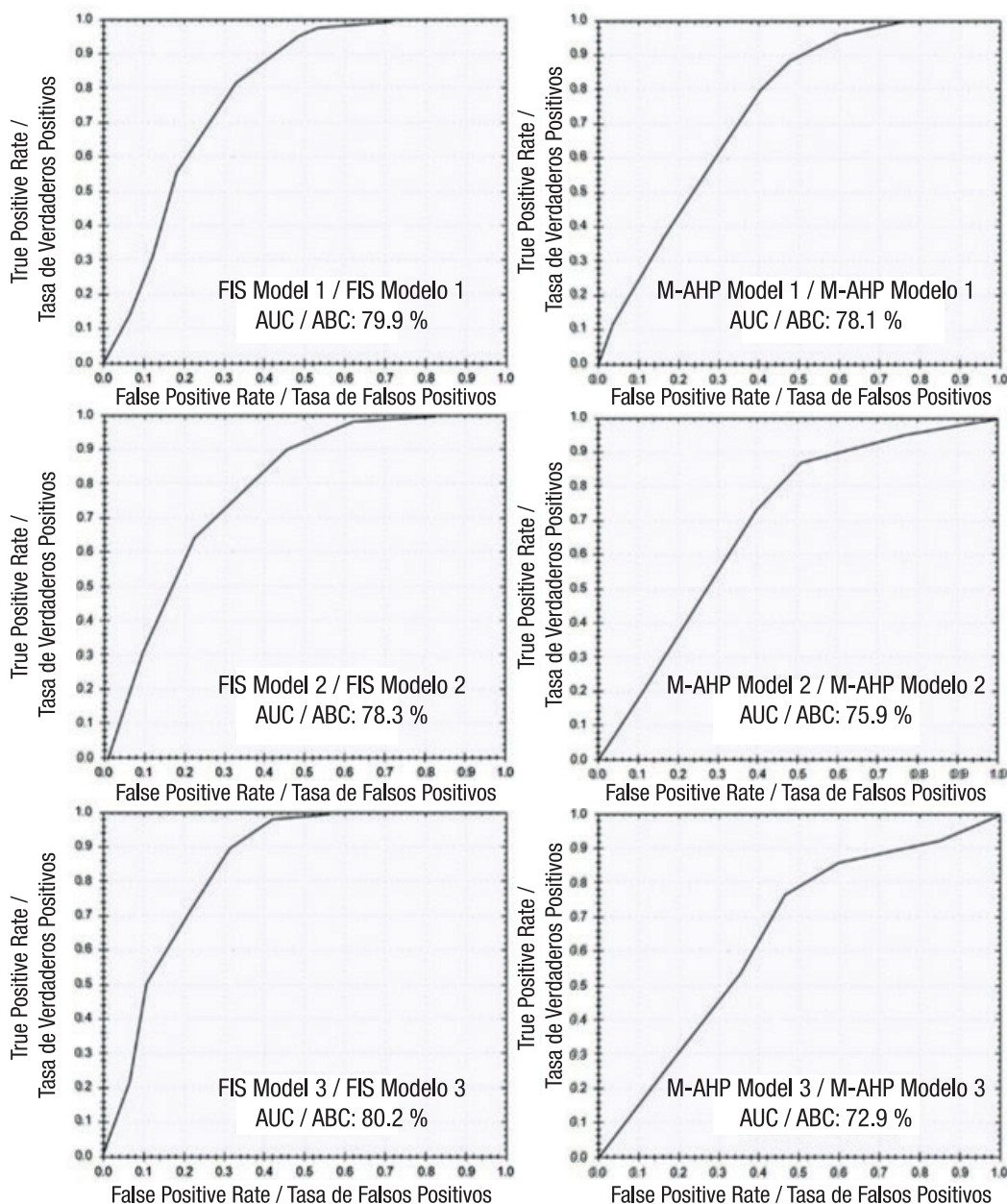


Figure 5. Models' validations (receiver operating characteristic curve and area under curve [AUC] values) using fuzzy inference system (FIS) and modified analytical hierarchy process (M-AHP) approaches.

Figura 5. Validación de los modelos (valores de la curva característica operativa relativa y del área bajo la curva [ABC]) utilizando los enfoques sistema de inferencia difusa (FIS) y proceso de jerarquía analítica modificado (M-AHP).

principles can be used to access quality information. In such studies, obtaining sensitive data and the success of models generated from this data were considered to be higher.

Conclusions

The main purpose of modeling is to perform analyses with multiple parameters and data to reveal the most successful models with the least number of factors. In framework of sustainable forest management, and precision forestry principles, evaluating unpredictable

La susceptibilidad a los deslizamientos de tierra debería considerarse un factor en todas las actividades silvícolas que se llevan a cabo en Turquía, a fin de aumentar el patrimonio forestal en las zonas semiáridas y asegurar su sostenibilidad. En este contexto, el presente estudio se llevó a cabo con el fin de apoyar la planificación en las zonas susceptibles a los deslizamientos de tierra y sus zonas forestales aledañas utilizando métodos avanzados de SIG. El modelo que mejor expresó el MSD entre los seis modelos obtenidos del estudio fue el Modelo FIS 3 (ABC = 80.2 %). Los factores que componen el Modelo FIS 3 son la elevación, la distancia a las fallas

factors using models increases the reliability of conducting forestry applications (road construction, harvesting, reforestation, afforestation, protection, etc.), in landslide-susceptible forestlands. Therefore, it is important to model the negative effects such as climatic, topographical, environmental, and anthropogenic, that may affect the success of forestry activities. In further studies, the success of planning can be increased by using other parameters in the modeling of landslide sensitive areas in forestlands. In addition, these parameters can be obtained more precisely by using new technologies (unmanned aerial vehicle, light detection and ranging, etc.) to produce more successful models. This will be a great advantage for both decision makers and planners.

Acknowledgments

We would like to thank NetCAD Software Inc. for their software and information support.

End of English version

References / Referencias

- Akgun, A., Dag, S., & Bulut, F. (2008). Landslide susceptibility mapping for a landslide-prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood-frequency ratio and weighted linear combination models. *Environmental Geology*, 54(6), 1127–1143. doi: 10.1007/s00254-007-0882-8
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1-2), 15–31. doi: 10.1016/j.geomorph.2004.06.010
- Bai, S. B., Wang, J., Lü, G. N., Zhou, P. G., Hou, S. S., & Xu, S. N. (2010). GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping of the Zhongxian segment in the Three Gorges area, China. *Geomorphology*, 115(1-2), 23–31. doi: 10.1016/j.geomorph.2009.09.025
- Banuelas, R., & Antony, J. (2004). Modified analytic hierarchy process to incorporate uncertainty and managerial aspects. *International Journal of Production Research*, 42(18), 3851–3872. doi: 10.1080/00207540410001699183
- Behling, R., Roessner, S., Kaufmann, H., & Kleinschmit, B. (2014). Automated spatiotemporal landslide mapping over large areas using rapideye time series data. *Remote Sensing*, 6(9), 8026–8055. doi: 10.3390/rs6098026
- Bellman, R. E., & Zadeh, L. A. (1970). Decision-making in a fuzzy environment. *Management Science*, 17(4), B141–B164. Retrieved from <https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.17.4.b141>
- Bizikova, L., & Krcmar, E. (2015). Integrated scenario planning and multi-criteria decision analysis framework with application to forest planning. *Open Journal of Forestry*, 5(2), 139–153. doi: 10.4236/ojf.2015.52014
- y la litología. Utilizando el método FIS, Vahidnia et al. (2010), Akgun et al. (2012) y Pourghasemi et al. (2012) generaron modelos MSD con tasas de éxito de 90.5 %, 85.5 % y 89.7 %, respectivamente. Jiménez-Perálvarez (2011) y Buğday (2019) obtuvieron resultados similares a los de este estudio, generando modelos con 83.2 % y 82.1 % de tasa de éxito, respectivamente, utilizando al FIS en la zona semiárida montañosa. En este estudio se obtuvieron más resultados exitosos con los modelos FIS que con los modelos M-AHP. De manera similar a este estudio, Pourghasemi et al. (2012) compararon los enfoques FIS y AHP y encontraron que el FIS generaba modelos más exitosos. Como en todos los estudios de modelación, el éxito en la realización de modelos de susceptibilidad a los deslizamientos de tierra depende de la calidad de los datos (Buğday, 2018; Yalcin, 2008). Los principios de la silvicultura de precisión pueden utilizarse para acceder a información de calidad. En esos estudios, se consideró que la obtención de datos relevantes y el éxito de los modelos generados a partir de esos datos fueron más altos.

Conclusiones

El propósito principal de la modelación es realizar análisis con múltiples parámetros y datos para revelar los modelos más exitosos con el menor número de factores. En el marco del manejo forestal sostenible y de los principios de la silvicultura de precisión, la evaluación de los factores impredecibles mediante modelos aumenta la confiabilidad de la realización de aplicaciones forestales (construcción de caminos, cosecha, reforestación, forestación, protección, etc.) en tierras forestales susceptibles de sufrir deslizamientos. Por lo tanto, es importante modelar los efectos negativos como los climáticos, topográficos, medioambientales y antropogénicos, que puedan afectar el éxito de las actividades silvícolas. En estudios ulteriores se puede aumentar el éxito de la planificación mediante la utilización de otros parámetros en la modelación de las zonas sensibles a los deslizamientos de tierras en terrenos forestales. Además, estos parámetros pueden obtenerse con mayor precisión utilizando nuevas tecnologías (vehículos aéreos no tripulados, LiDAR o altimetría láser, etc.) para producir modelos más satisfactorios. Esto sería una gran ventaja tanto para los encargados de la toma de decisiones como para los planificadores.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento a la NetCAD Software Inc. por el apoyo mediante software e información.

Fin de la versión en español

- Buğday, E. (2018). Application of artificial neural network system based on anfis using GIS for predicting forest road network suitability mapping. *Fresenius Environmental Bulletin*, 27(3), 1656–1668. Retrieved from [researchgate.net/publication/323749583_APPLICATION_OF_ARTIFICIAL_NEURAL_NETWORK_SYSTEM_BASED_ON_ANFIS_USING_GIS_FOR_PREDICTING_FOREST_ROAD_NETWORK_SUITABILITY_MAPPING](https://www.researchgate.net/publication/323749583_APPLICATION_OF_ARTIFICIAL_NEURAL_NETWORK_SYSTEM_BASED_ON_ANFIS_USING_GIS_FOR_PREDICTING_FOREST_ROAD_NETWORK_SUITABILITY_MAPPING)
- Buğday, E. (2019). Landslide susceptibility mapping using different modeling approaches in forested areas (Sample of Çankırı-Yapraklı). *European Journal of Forest Engineering*, 5(2), 61–67. doi: 10.33904/ejfe.582276
- Chang, S. S., & Zadeh, L. A. (1996). On fuzzy mapping and control. In G. J. Klir & B. Yuan (Eds.), *Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems* (pp. 180–184). USA: World Scientific. doi: 10.1142/9789814261302_0012
- Chen, W., Pourghasemi, H. R., & Naghibi, S. A. (2018). A comparative study of landslide susceptibility maps produced using support vector machine with different kernel functions and entropy data mining models in China. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 77, 647–664. doi: 10.1007/s10064-017-1010-y
- Chen, W., Pourghasemi, H. R., & Zhao, Z. (2017). A GIS-based comparative study of Dempster-Shafer, logistic regression and artificial neural network models for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 32(4), 367–385. doi: 10.1080/10106049.2016.1140824
- Dahal, R. K., Hasegawa, S., Nonomura, A., Yamanaka, M., Masuda, T., & Nishino, K. (2008). GIS-based weights-of-evidence modelling of rainfall-induced landslides in small catchments for landslide susceptibility mapping. *Environmental Geology*, 54(2), 311–324. doi: 10.1007/s00254-007-0818-3
- Daoyin, W., & Yaoxiang, L. (2007). Modes and methods of forest assets evaluation for the timber forests. *Forest Engineering*, 4, 29.
- DeLong, E. R., DeLong, D. M., & Clarke-Pearson, D. L. (1988). Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics*, 44(3), 837–845. doi: 10.2307/2531595
- Devkota, K. C., Regmi, A. D., Pourghasemi, H. R., Yoshida, K., Pradhan, B., Ryu, I. C., & Althuwaynee, O. F. (2013). Landslide susceptibility mapping using certainty factor, index of entropy and logistic regression models in GIS and their comparison at Mugling–Narayanghat road section in Nepal Himalaya. *Natural Hazards*, 65(1), 135–165. doi: 10.1007/s11069-012-0347-6
- Duman, T. Y., Çan, T., & Emre, Ö. (2011). 1/1.500.000 scale landslide inventory map of Turkey. General Directorate of Mineral Research and Exploration special publications series-27, Ankara, Turkey. Retrieved from <http://www.mta.gov.tr/eng/maps/landslide-1500000>
- Eskandari, M., Homae, M., & Falamaki, A. (2016). Landfill site selection for municipal solid wastes in mountainous areas with landslide susceptibility. *Environmental Science and Pollution Research*, 23(12), 12423–12434. doi: 10.1007/s11356-016-6459-x
- Fang, J., Shilong, P., Zhou, L., He, J., Wei, F., Myneni, R. B., Tucker, C. J., & Tan, K. (2005). Precipitation patterns alter growth of temperate vegetation. *Geophysical Research Letters*, 32(21). doi: 10.1029/2005GL024231
- Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). (2018). *The state of the world's forests 2018 - Forest pathways to sustainable development*. Rome, Italy: Author. Retrieved from <http://www.fao.org/3/a-i9535en.pdf>
- Feizizadeh, B., Blaschke, T., & Nazmfar, H. (2014). GIS-based ordered weighted averaging and Dempster-Shafer methods for landslide susceptibility mapping in the Urmia Lake Basin, Iran. *International Journal of Digital Earth*, 7(8), 688–708. doi: 10.1080/17538947.2012.749950
- General Directorate of Forestry (GDF). (2015). Türkiye'de Orman Varlığı 2015. Retrieved from <https://www.ogm.gov.tr/ekutuphane/Yayinlar/T%C3%BCrkiye%20Orman%20Varl%C4%B1%C4%9F%C4%B1-2016-2017.pdf>
- General Directorate of Forestry (GDF). (2017). 2017 Yılı Idare Faaliyet Raporu. Retrieved from <https://www.ogm.gov.tr/ekutuphane/FaaliyetRaporu/Orman%20Genel%20M%C3%BCd%C3%BCr%C3%BCl%C4%9F%C3%BC%202017%20Y%C4%B1%C4%B1%20Faaliyet%20Raporu.pdf>
- Gökceoglu, C., & Aksoy, H. (1996). Landslide susceptibility mapping of the slopes in the residual soils of the Mengen region (Turkey) by deterministic stability analyses and image processing techniques. *Engineering Geology*, 44(1-4), 147–161. doi: 10.1016/S0013-7952(97)81260-4
- Jacobs, L., Dewitte, O., Poesen, J., Sekajugo, J., Nobile, A., Rossi, M., & Kervyn, M. (2018). Field-based landslide susceptibility assessment in a data-scarce environment: the populated areas of the Rwenzori Mountains. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(1), 105–124. doi: 10.3929/ethz-b-000234015
- Jiménez-Perálvarez, J. D., Irigaray, C., El Hamdouni, R., & Chacón, J. (2011). Landslide-susceptibility mapping in a semi-arid mountain environment: an example from the southern slopes of Sierra Nevada (Granada, Spain). *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 70(2), 265–277. doi: 10.1007/s10064-010-0332-9
- Keller, M., Asner, G. P., Silva, N., & Palace, M. (2004). Sustainability of selective logging of upland forest in the Brazilian Amazon carbon budgets and remote sensing as tools for evaluating logging effects. In D. J. Zarin, J. R. R. Alavalapati, F. E. Putz, & M. Schmink (Eds.), *Working forests in the Neotropics: Conservation through sustainable management?* (pp. 41–63). USA: Columbia University Press. doi: 10.7312/zari12906
- Kornejady, A., Pourghasemi, H. R., & Afzali, S. F. (2019). Presentation of RFFR new ensemble model for landslide susceptibility assessment in Iran. In S. Pradhan, V. Vishal, T. Singh (Eds.), *Landslides: Theory,*

- practice and modelling* (vol. 50, pp. 123–143). Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-77377-3_7
- Lee, S., & Sambath, T. (2006). Landslide susceptibility mapping in the Damrei Romel area, Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *Environmental Geology*, 50(6), 847–855. doi: 10.1007/s00254-006-0256-7
- Meng, Q. K., Miao, F., Zhen, J., Huang, Y., Wang, X. Y., & Peng, Y. (2016). Impact of earthquake-induced landslide on the habitat suitability of giant panda in Wolong, China. *Journal of Mountain Science*, 13(10), 1789–1805. doi: 10.1007/s11629-015-3734-0
- Nefeslioglu, H. A., Duman, T. Y., & Durmaz, S. (2008). Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Eastern Black Sea region of Turkey). *Geomorphology*, 94(3-4), 401–418. doi: 10.1016/j.geomorph.2006.10.036
- Niu, Q., Dang, X., Li, Y., Zhang, Y., Lu, X., & Gao, W. (2018). Suitability analysis for topographic factors in loess landslide research: a case study of Gangu County, China. *Environmental Earth Sciences*, 77(7), 294. doi: 10.1007/s12665-018-7462-y
- Oh, H. J., & Pradhan, B. (2011). Application of a neuro-fuzzy model to landslide-susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly area. *Computers & Geosciences*, 37(9), 1264–1276. doi: 10.1016/j.cageo.2010.10.012
- Oliveira, S. C., Zêzere, J. L., Guillard-Gonçalves, C., Garcia, R. A., & Pereira, S. (2017). Integration of landslide susceptibility maps for land use planning and civil protection emergency management. In K. Sassa, M. Mikoš, & Y. Yin (Eds.), *WLF 2017: Advancing culture of living with landslides* (pp. 543–553). Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-59469-9_49
- Park, H. S., & Sohn, B. J. (2010). Recent trends in changes of vegetation over East Asia coupled with temperature and rainfall variations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 115 (D14). doi: 10.1029/2009JD012752
- Pourghasemi, H. R., & Kerle, N. (2016). Random forests and evidential belief function-based landslide susceptibility assessment in Western Mazandaran Province, Iran. *Environmental Earth Sciences*, 75(3), 185. doi: 10.1007/s12665-015-4950-1
- Pourghasemi, H. R., & Rossi, M. (2017). Landslide susceptibility modeling in a landslide prone area in Mazandarn Province, north of Iran: a comparison between GLM, GAM, MARS, and M-AHP methods. *Theoretical and Applied Climatology*, 130(1-2), 609–633. doi: 10.1007/s00704-016-1919-2
- Pourghasemi, H. R., Moradi, H. R., & Aghda, S. F. (2013). Landslide susceptibility mapping by binary logistic regression, analytical hierarchy process, and statistical index models and assessment of their performances. *Natural Hazards*, 69(1), 749–779. doi: 10.1007/s11069-013-0728-5
- Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., & Gokceoglu, C. (2012). Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran. *Natural Hazards*, 63(2), 965–996. doi: 10.1007/s11069-012-0217-2
- Raum, S. (2017). The ecosystem approach, ecosystem services and established forestry policy approaches in the United Kingdom. *Land Use Policy*, 64, 282–291. doi: 10.1016/j.landusepol.2017.01.030
- Sahin, E. K., Colkesen, I., & Kavzoglu, T. (2018). A comparative assessment of canonical correlation forest, random forest, rotation forest and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 35(4) 1–23. doi: 10.1080/10106049.2018.1516248
- Sezer, E. A., Pradhan, B., & Gokceoglu, C. (2011). Manifestation of an adaptive neuro-fuzzy model on landslide susceptibility mapping: Klang valley, Malaysia. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8208–8219. doi: 10.1016/j.eswa.2010.12.167
- Sirén, M., Ala-Ilomäki, J., Mäkinen, H., Lamminen, S., & Mikkola, T. (2013). Harvesting damage caused by thinning of Norway spruce in unfrozen soil. *International Journal of Forest Engineering*, 24(1), 60–75. doi: 10.1080/19132220.2013.792155
- Song, X. P., Hansen, M. C., Stehman, S. V., Potapov, P. V., Tyukavina, A., Vermote, E. F., & Townshend, J. R. (2018). Global land change from 1982 to 2016. *Nature*, 560, 639–643. doi: 10.1038/s41586-018-0411-9
- Soriano, M., Kainer, K. A., Staudhammer, C. L., & Soriano, E. (2012). Implementing multiple forest management in Brazil nut-rich community forests: Effects of logging on natural regeneration and forest disturbance. *Forest Ecology and Management*, 268, 92–102. doi: 10.1016/j.foreco.2011.05.010
- Tang, L. L., Cai, X. B., Gong, W. S., Lu, J. Z., Chen, X. L., Lei, Q., & Yu, G. L. (2018). Increased vegetation greenness aggravates water conflicts during lasting and intensifying drought in the poyang lake watershed, China. *Forests*, 9(1), 24. doi: 10.3390/f9010024
- Türkeş, M. (2012). A detailed analysis of the drought, desertification and the United Nations Convention to Combat Desertification. *Journal of Marmara European Researches*, 20(1), 7–55. Retrieved from https://www.academia.edu/9689002/Marmara_Avrupa_Ara%C5%9Fta%C4%B1malar%C4%B1_Dergisi_%C3%87evre_%C3%96zel_Say%C4%B1s%C4%B1
- Vallauri, D., Aronson, J., Dudley, N., & Vallejo, R. (2005). Monitoring and evaluating forest restoration success. In S. Mansourian, D. Vallauri, & N. Dudley (Eds.), *Forest Restoration in Landscapes* (pp. 150–158). New York, USA: Springer.
- Wilson, J. S., & Oliver, C. D. (2000). Stability and density management in Douglas-fir plantations. *Canadian Journal of Forest Research*, 30(6), 910–920. doi: 10.1139/x00-027
- Yalcin, A. (2008). GIS-based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): comparisons of results

- and confirmations. *CATENA*, 72(1), 1–12. doi: 10.1016/j.catena.2007.01.003
- Yalcin, A., Reis, S., Aydinoglu, A. C., & Yomralioglu, T. (2011). A GIS-based comparative study of frequency ratio, analytical hierarchy process, bivariate statistics and logistics regression methods for landslide susceptibility mapping in Trabzon, NE Turkey. *CATENA*, 85(3), 274–287. doi: 10.1016/j.catena.2011.01.014
- Yang, Y., Fang, J., Ma, W., & Wang, W. (2008). Relationship between variability in aboveground net primary production and precipitation in global grasslands. *Geophysical Research Letters*, 35(23). doi: 10.1029/2008GL035408
- Yesilnacar, E., & Topal, T. (2005). Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). *Engineering Geology*, 79(3-4), 251–266. doi: 10.1016/j.enggeo.2005.02.002
- Yilmaz, E., & Cicek, İ. (2018). Detailed Köppen-Geiger climate regions of Turkey Türkiye'nin detaylandırılmış Köppen-Geiger iklim bölgeleri. *Journal of Human Sciences*, 15(1), 225–242. doi:10.14687/jhs.v15i1.5040

