

Artículo de investigación

Análisis predictivo de la respuesta del maíz (*Zea mays* L.) a las condiciones físicas y químicas de los suelos agrícolas, municipio Guanare, estado Portuguesa, Venezuela.

A predictive analysis of the response of corn (*Zea mays* L.) to the physical and chemical conditions of agricultural soils. Guanare municipality, Portuguesa state, Venezuela

Orellana Ricardo¹, Párraga Carlos²; Uzategui, Jesús Manuel³

^{1, 2, 3} Universidad Nacional Experimental de Los Llanos Occidentales Ezequiel Zamora. Vicerrectorado de Producción Agrícola. Guanare estado Portuguesa. 3350. Email: rj1961ore@gmail.com

RESUMEN

Con el fin de predecir la respuesta de la planta de maíz en los suelos agrícolas del municipio Guanare estado Portuguesa, se organizaron datos históricos (2000-2019) de la data existente en el laboratorio de análisis de suelo de la Universidad Nacional Experimental Ezequiel Zamora (UNELLEZ), en una matriz (mxn) donde m correspondió a los predios (302 fincas) y n a los parámetros del suelo (11). En total la dimensión de la data utilizada fue de 3.322 elementos. Organizados los elementos (mxn) de la matriz, los mismos fueron calificados como favorables (+) o desfavorables (-) de acuerdo a su rango óptimo para maíz establecidos por varios autores. Cualificado cada parámetro se obtuvo la razón matemática favorable para cultivar maíz (RMFCM) mediante la suma de los antecedentes (+) dividida entre el total de parámetros (n) en cada fila (m). Posteriormente RMFCM fue utilizada para construir el índice de aptitud del suelo para maíz (IASM) mediante la utilización del análisis estadístico descriptivo, dando como resultado una escala de valoración de 4 categorías. Los resultados obtenidos señalaron que el 1,66% de los suelos de las fincas fueron grado 1 (mala), 37,75% grado 2 (moderada), 52,65% grado 3 (buena) y 7,95% grado 4 (excelente). El análisis de regresión lineal múltiple con selección de variables por el método de Stepwise, estableció 7 variables predictoras (calcio, potasio, materia orgánica, pH, magnesio, arcilla y fósforo) y un modelo de predicción $= 0,10869 - 0,00191 (A) + 0,04996 (MO) + 0,00166 (P) + 0,0005938 (K) + 0,00007244 (Ca) + 0,0002676 (Mg) + 0,04946 (pH)$ con $R^2_{aj}: 0,8029$. Se concluyó que en las fincas agrícolas del municipio Guanare la aptitud favorable del suelo (IASM) es predecible en 80,29% cuando se utilizan las herramientas matemáticas (matrices, razón) y estadísticas (descriptiva y regresión múltiple) con una base de datos bien organizada. **Palabras clave:** aptitud, data, índice, modelo, razón matemática, tendencias.

ABSTRACT

In order to predict the response of the corn plant in the agricultural soils of the Guanare municipality, Portuguesa state, historical data (2000-2019) were organized from the existing data in the soil analysis laboratory of the Ezequiel Zamora National Experimental University (UNELLEZ), in a matrix (mxn) where m corresponded to the properties (302 farms) and n to the soil parameters (11). In total, the dimension of the data used was 3,322 elements. Organized the elements (mxn) of the matrix, they were classified as favorable (+) or unfavorable (-) according to their optimal range for corn established by several authors. Qualified each obtained, the favorable mathematical reason for growing corn (RMFCM) was obtained by means of the sum of the antecedents (+) divided by the total of parameters (n) in each row (m). Subsequently, RMFCM was used to construct the index of suitability of the soil for corn (IASM) through the use of descriptive statistical analysis, resulting in an evaluation scale of 4 categories. The results indicated that 1.66% of the farm soils were grade 1 (bad), 37.75% grade 2 (moderate), 52.65% grade 3 (good) and 7.95% grade 4 (excellent). The multiple linear regression analysis with selection of variables by the Stepwise method, established 7 predictor variables (calcium, potassium, organic matter, pH, magnesium, clay, phosphorus) and a prediction model $= 0.10869 - 0.00191 (A) + 0.04996 (MO) + 0.00166 (P) + 0.0005938 (K) + 0.00007244 (Ca) + 0.0002676 (Mg) + 0.04946 (pH)$ with $R^2_{aj}: 0.8029$. It was concluded that in the agricultural farms of the Guanare municipality the favorable soil suitability (IASM) is predictable in 80.29% when the mathematical tools (matrices, ratio) and statistics (descriptive and multiple regression) are used with a well-organized database.

Keywords: fitness, data, index, model, mathematical ratio, trends.

Recibido: 15-05-2019

Aceptado: 05-07-2019

Publicado: 05-07-2019

Autor de correspondencia: Ricardo José Orellana. Universidad Nacional Experimental de Los Llanos Occidentales Ezequiel Zamora. Vicerrectorado de Producción Agrícola. Guanare estado Portuguesa, Venezuela. 3350. Email: rj1961ore@gmail.com

Introducción

La aptitud del suelo para el crecimiento óptimo de un cultivo está determinada por las variables del suelo y clima que interactúan en conjunto para producir un efecto sobre el crecimiento y desarrollo del cultivo.

Las variables climáticas no pueden ser manejadas por el hombre, pero algunas de las variables edáficas si pueden manejarse para favorecer el establecimiento de un cultivo, de allí la importancia de conocer su comportamiento e interacción en el sistema suelo-clima-cultivo para darle un manejo adecuado que garantice el desarrollo de una agricultura sustentable.

Por otra parte, en esta era tecnológica se generan muchos datos en poco tiempo y los métodos tradicionales de análisis no permiten realizar con mayor precisión el estudio del comportamiento de los datos, de allí que surge los modelos estadísticos como una herramienta para explicar y predecir el comportamiento de las variables.

Según Bert (2018) los modelos de simulación agronómica son un instrumento clave para ajustar el manejo de la finca y constituyen una herramienta fundamental para auxiliar al productor en el proceso de toma de decisiones al permitir predecir cuál será el rendimiento en un ciclo determinado tomando como base parámetros que pueden ser cargados por el usuario.

De acuerdo con Pereira (2010), “el objetivo principal de un modelo de regresión generado a partir de un análisis predictivo es obtener una ecuación matemática que nos permita "predecir" con el mínimo error posible el valor de una variable dependiente Y una vez conocidos los valores de X1, X2...Xn o variables independientes predictoras. Dicha ecuación servirá como modelo o función de aproximación para la predicción de futuras observaciones. Sin embargo, una de las principales premisas para tener en cuenta en el modelado de regresión es que las variables independientes no posean ningún tipo de dependencia lineal entre ellas.”

Por su parte, Ferrero (2018) argumenta que el modelo estadístico predictivo es una simplificación de la realidad para comprender el problema que deseamos resolver, y mediante análisis estadísticos determina las variables que explican o predicen el problema y las agrupa en una ecuación que se le denomina modelo, con la finalidad de generar un resultado con la mayor precisión.

Sin embargo, surge el problema de que cuantos más predictores se introduzcan en un modelo, más compleja se hace su interpretación. Por esta razón, es conveniente limitar el modelo a aquellos predictores que tengan una influencia importante sobre la variable respuesta estudiada, excluyendo aquellos que son irrelevantes y que añaden complejidad innecesaria.

Un problema adicional a lo señalado anteriormente es que en el estado Portuguesa los entes encargados de llevar la información referente a producción del rubro de maíz, no poseen una data con los registros de clima, suelo, manejo y rendimiento, por lo cual se hace imposible aplicar modelos predictivos desarrollados en otros países, caso Estados

Unidos, donde existen diversos modelos como el empírico-estadísticos de rendimiento de maíz cuya variable dependiente es el rendimiento anual de maíz y las independientes, año, temperaturas promedio mensuales y precipitaciones totales mensuales (Arakaki y Chang, 2014).

En virtud a lo anterior, al carecer de esa información y disponer de la data de nueve años llevada por el laboratorio de suelo de la UNELLEZ, se planteó la hipótesis que el registro histórico de los análisis es aplicable para realizar un análisis predictivo de la respuesta del maíz a las condiciones físicas y químicas de los suelos del municipio Guanare, con el objetivo de construir un modelo estadístico predictivo que permita clasificar los suelos según su grado de limitación para el desarrollo y crecimiento de la planta de maíz.

Materiales y métodos

Se utilizó la información existente en la base de datos del laboratorio de análisis de suelo de la Universidad Nacional Experimental de los Llanos Occidentales Ezequiel Zamora (UNELLEZ) cuyos registros comprenden entre los años 2000 y 2019.

Se seleccionaron de la data los agrupados por municipio específicamente Guanare, los parámetros físicos textura, arena, limo, arcilla y los químicos pH, CE, materia orgánica, fósforo, potasio, calcio, magnesio. Los datos se exportaron de la base de datos Access a una matriz (mxn) donde m correspondió a los predios (302 fincas) y n a los parámetros del suelo (11 parámetros).

En total la dimensión de la data utilizada fue de 3.322 elementos. Organizados los elementos (mxn) de la matriz, los mismos fueron calificados como favorables (+) o desfavorables (-) de acuerdo con su rango óptimo para maíz establecidos por varios autores (Tabla 1).

Cualificado cada parámetro se obtuvo la razón matemática favorable para cultivar maíz (RMFCM) mediante la suma de los antecedentes (+) dividida entre el total de parámetros (n) en cada fila (m).

$$\text{RMFCM} = \frac{\text{Antecedentes (+)}}{\text{Total parámetros}} \quad (\text{Expresión 1})$$

Posteriormente RMFCM fue utilizada para construir el índice de aptitud del suelo para maíz (IASM) mediante la utilización del análisis estadístico descriptivo, dando como resultado una escala de valoración de 4 categorías (Tabla 2). La escala de valoración para IASM se obtuvo utilizando la metodología desarrollada por Orellana *et al.* (2020), donde se aplicó como fundamento la estadística descriptiva consistente en determinar la distribución por cuartiles de los valores de la condición favorable del suelo, el valor mínimo, el rango entre cuartiles, la moda y la media y con ellos construir la escala de valoración de calificación del índice señalado.

La construcción de los modelos predictivos se hizo mediante la aplicación de la Correlación y Regresión lineal múltiple con selección de variables, donde se estableció como variable dependiente el índice de aptitud del suelo para maíz (IASM)

y como variables predictoras los parámetros del suelo: textura, arena (a), limo (L), arcilla (A), pH, CE, materia orgánica (MO), fósforo (P), potasio (K), calcio (Ca), magnesio (Mg). Para minimizar el error experimental y aumentar el coeficiente de determinación (R²) de los modelos se procedió a eliminar los valores atípicos mediante el análisis de residuos (gráfico de residuos) ajustados a una distribución *t* de Student con un intervalo de confianza de 99 %. Por otra parte, el grado de asociación entre la variable dependiente y las independientes se midió con la prueba de correlación de Pearson y los modelos estadísticos predictivos mediante el análisis de regresión lineal múltiple con selección de variables por el método de Stepwise. El modelo lineal resultante es:

$$Y_i = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (\text{Expresión 2})$$

Dónde:

Y_i: Valor predicho de condición favorable del suelo para el cultivo de maíz con los parámetros físicos y químicos del suelo

b₀: Constante

b₁, b₂ ... b_n: Coeficiente de regresión para cada parámetro de suelo

X₁, X₂ ... X_n: Parámetro físico y químico del suelo

Por último, para comprobar el valor predictivo de los modelos obtenidos y determinar si sobrestiman o subestiman la predicción se utilizó la expresión:

$$\text{Capacidad predictiva del modelo (CPM)} = (\text{Valor predicho} / \text{valor real}) * 100 \quad (\text{Expresión 3})$$

Tabla 1. Rango óptimo para el desarrollo del maíz según las variables edafoclimáticas

Componente	Variable	Rango
Clima	Altitud (msnm)	200 - 800
	Temperatura (°C)	25 - 35
	Precipitación (mm)	Ciclo 500 – 800 Anual 600 – 1200
	Número meses húmedos	5 - 7
Suelos	Pendiente (%)	0,3 - 5
	Drenaje	Bueno a excesivo
	Textura	F, Fa, FAa, FL
	Fertilidad	Media a alta
	pH	5,5 – 7,8
	Salinidad (dS/m)	Sensible (< 1,7)
	Pedregosidad	No
Necesidades nutricionales	Profundidad (cm)	> 75
	Nitrógeno (kg/ha)	>120
	Fósforo (kg/ha)	>30
	Potasio (kg/ha)	>45
	Calcio (kg/ha)	16
	Magnesio (kg/ha)	10
	Azufre (kg/ha)	12

Fuente: Benacchio (1982); Silva (2014); Silva (2019).

Tabla 2. Escala de valoración del IASM

Índice de aptitud del suelo para maíz (IASM)	Escala obtenida por estadística descriptiva (– 1)	Cualificación del IASM
1	0 – 0,2	Mala
2	0,21 – 0,5	Moderada
3	0,51 – 0,8	Buena
4	> 0,8	Excelente

Fuente: Autores

Resultados

Formulación de la variable dependiente

La conveniencia de organizar el gran volumen de datos (3.322 elementos) en una matriz mxn y determinar su razón matemática RMFCM consiste en obtener la variable dependiente que será utilizada en la predicción de la respuesta del maíz a las condiciones físicas y químicas de los suelos del municipio Guanare del estado Portuguesa. Otra ventaja, es que aun con diversidad de unidades de clasificación en cada parámetro del suelo (longitud, peso, porcentaje, concentración) al construir la variable dependiente como una razón matemática se unificó la escala

de trabajo en un rango entre cero y uno (0 – 1). Por otra parte, la transformación de los valores reales a valores escalares mediante la construcción del IASM permitió garantizar que los modelos generados no sean del tipo determinista si no de tipo predictivo.

En la tabla 2 se presenta el resultado de construir la escala de valoración del IASM mediante la aplicación de la estadística descriptiva, específicamente con el uso del valor mínimo, cuartiles, rango entre cuartiles. Se aprecia que el valor mínimo IASM es 0,2, el primer cuartil tiene un valor de 0,4, el tercer cuartil un valor de 0,7 y el rango entre cuartiles es de 0,3. Utilizando el valor mínimo como punto de inicio de la escala y sumando el rango entre cuartil se obtiene que los valores de IASM menores o igual a 0,2 indican baja aptitud del suelo para maíz; entre 0,2 – 0,5 moderada; 0,5 – 0,8 buena y mayor a 0,8 excelente.

Estimación de los valores atípicos

El resultado de las observaciones en la gráfica dentro de la franja de -3 a +3 de residuos estandarizados, con una distribución de *t* de Student y un intervalo de confianza del 99 % permitió determinar que 27 valores atípicos afectaban la varianza de los residuos y por tanto la aceptabilidad del modelo resultante. Con este resultado la matriz mxn se redujo a 3.025 elementos.

Grado de asociación, relación o dependencia entre las variables independiente y dependientes.

El análisis de correlación de Pearson permitió establecer el grado de asociación entre cada variable del suelo, encontrándose correlación positiva entre limo (%), materia orgánica (%), fósforo, potasio, calcio, magnesio, conductividad eléctrica y pH con respecto a IASM. Por su parte, las variables arcilla (%) y aluminio intercambiable fueron de correlación negativa y arena (%) no mostró correlación (P>0,05) (Tabla 3).

Construcción de modelos de predicción de respuesta del maíz (*Zea mays* L.) a las condiciones físicas y químicas de los suelos agrícolas del municipio Guanare.

En función a los resultados de los análisis de regresión lineal múltiple (Tabla 4) se obtuvieron tres modelos:

$$\hat{y} = -0,50658 + 0,00364 (A) + 0,008 (a) + 0,008 (l) - 0,02271 (Ie) + 0,04842 (MO) + 0,00182 (P) + 0,0006023 (K) + 0,0000835 (Ca) + 0,0002385 (Mg) - 0,04636 (Al) - 0,17729 (CE) + 0,04348 (pH)$$

$$R^2 = 0,8454 \quad R_{2aj} = 0,8383 \quad (\text{Modelo 1})$$

$$\hat{y} = 0,14725 - 0,00232 (A) + 0,04972 (MO) + 0,00186 (P) + 0,0006104 (K) + 0,00008060 (Ca) + 0,0002568 (Mg) - 0,04580 (Al) - 0,23368 (CE) + 0,04790 (pH)$$

$$R^2 = 0,8371 \quad R_{2aj} = 0,8315 \quad (\text{Modelo 2})$$

$$\hat{y} = 0,10869 - 0,00191 (A) + 0,04996 (MO) + 0,00166 (P) + 0,0005938 (K) + 0,00007244 (Ca) + 0,0002676 (Mg) + 0,04946 (pH)$$

$$R^2 = 0,8079 \quad R_{2aj} = 0,8029 \quad (\text{Modelo 3})$$

Valor predictivo de los modelos

El resultado de determinar el valor predictivo de los modelos mediante la expresión 3, permitió discriminar que los mismos subestiman y sobrestiman en algunos casos la predicción de acuerdo con la calificación real de aptitud del suelo. Así, los modelos 1 y 2 cuando predicen la aptitud del suelo en la cualificación mala y moderada subestiman el resultado, es decir el resultado está por debajo del valor real y en las cualificaciones del IASM buena y moderada lo sobrestiman (valores por encima a los reales). Por otra parte el modelo 3, subestima los valores de predicción para la cualificación del IASM mala y sobrestima las predicciones en la cualificación moderada, buena y excelente (Tabla 5).

Tabla 3. Correlación de Pearson y significancia, de los parámetros físicos y químicos del suelo para IASM en el municipio Guanare del estado Portuguesa.

Variable	Coefficiente correlación Pearson (r)	Significancia	R ²
Arena (%)	-0,104	n.s	0,011
Limo (%)	0,353	**	0,125
Arcilla (%)	-0,172	**	0,03
Materia orgánica (%)	0,331	**	0,11
Fósforo (ppm)	0,214	**	0,046
Potasio (ppm)	0,373	**	0,139
Calcio (ppm)	0,711	**	0,506
Magnesio (ppm)	0,64	**	0,41
Conductividad eléctrica (dSm-1)	0,32	**	0,102
Aluminio interc. (Cmol(+))kg ⁻¹)	-0,297	**	0,088
pH (Unid de pH)	0,548	**	0,3

Fuente: Autores

Tabla 4. Modelos de regresión lineal múltiple

Variable	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	Coefficiente	Probabilidad	Coefficiente	Probabilidad	Coefficiente	Probabilidad
Constante	-0,50658	0,0521 ns	0,14725	0,0004**	0,10869	0,01142*
Arcilla (%)	0,00364	0,176 ns	-0,00232	0,0001**	-0,00191	0,0001**
Arena (%)	0,008	0,0022**	-	-	-	-
Limo (%)	0,008	0,0022**	-	-	-	-
M.O (%)	0,04842	0,0001**	0,04972	0,0001**	0,04996	0,0001**
P (ppm)	0,00182	0,0001**	0,00186	0,0001**	0,00166	0,0001**
K (ppm)	0,0006023	0,0001**	0,0006104	0,0001**	0,0005938	0,0001**
Ca (ppm)	0,0000835	0,0001**	0,0000806	0,0001**	0,0000724	0,0001**
Mg (ppm)	0,0002385	0,0001**	0,0002568	0,0001**	0,0002676	0,0001**
Al (Cmol/kg)	-0,04636	0,0001**	0,0458	0,0001**	-	-
CE (dS/m)	-0,17729	0,0029**	0,23368	0,0001**	-	-
pH	0,04348	0,0001**	0,00479	0,0001**	0,04946	0,0001**
R ²	0,8454		0,8371		0,8079	
R ² aj:	0,8383		0,8315		0,8029	

Fuente: Autores

Tabla 5. Prueba del valor predictivo de los modelos estadístico para predecir la aptitud del suelo para el cultivo de maíz

IASM	Cualificación del IASM	Clasificación real fincas en cada categoría	Nro Predios predichos/modelo (NPA)			Diferencia predictiva (NPA)		
			Mod 1	Mod 2	Mod 3	Mod 1	Mod 2	Mod 3
1	Mala	5	3	2	0	-2	-3	-5
2	Moderada	114	108	110	116	-6	-4	+2
3	Buena	159	164	162	160	+5	+3	+1
4	Excelente	24	27	28	26	+3	+4	+2
Total	-	302	302	302	302	±8	±7	±5
Variación (%)						2,6	2,3	1,7

Fuente: Autores

Discusión

De acuerdo con los resultados obtenidos, se puede apreciar que es factible utilizar grandes volúmenes de datos y organizarlos en matrices para obtener mediante el uso de la razón matemática una o varias variables respuesta (dependiente). Por otra parte, los coeficientes de determinación (R²) de los modelos obtenidos con respecto a la variable dependiente (IASM) mostraron valores cercanos a 1, lo cual hace que los mismos puedan ser utilizados para predecir si un suelo en el municipio Guanare es apto para la siembra de maíz. De los tres modelos el que tiene mayor ajuste de predicción es el número uno con un 83,83 % de predicción.

Por otra parte, a pesar de que los R² están bastante cercanos a 1, el valor predictivo de los modelos se ve afectado por subestimar y sobrestimar la aptitud del suelo para la siembra de maíz.

Conclusiones

Vistos los resultados se concluye que es factible utilizar el registro histórico de la data de suelos y predecir con modelos de regresión lineal múltiple la aptitud de los suelos del municipio Guanare del estado Portuguesa para la siembra de maíz.

Los modelos estadísticos de regresión lineal múltiple obtenidos pueden explicar entre el 80,29 y 83,83 de la aptitud de los suelos del municipio para la siembra de maíz.

Se evidencia que a pesar de que el ajuste de los modelos es aceptable, los mismos tienden a sobreestimar y subestimar los valores de predicción de la aptitud de suelo para la siembra de maíz.

Recomendaciones

Cuando la cantidad de información es de gran magnitud, se recomienda organizar los datos en matrices y luego mediante

la aplicación de la razón matemática unificar la escala de medición de las variables en valores entre cero y uno (0 – 1). Dado que los modelos lineales de regresión poseen un ajuste aceptable, pero aun así tienden a sobrestimar y subestimar los valores de predicción del IASM, es recomendable en futuros trabajos realizar ajustes a modelos no lineales de predicción.

Agradecimientos

Agradecemos al Vicerrectorado de Producción Agrícola de la Universidad Nacional Experimental de los Llanos Occidentales Ezequiel Zamora (UNELLEZ-VPA) y específicamente al Laboratorio de Análisis de Suelos y Calidad de Agua Dr. Gustavo Campero, por facilitar la data de los análisis de suelo.

Referencias

- Arakaki, J. A., Chang, J. C. (2014). *Modelos empírico-estadísticos de rendimiento de maíz en los principales estados productores de maíz de los Estados Unidos*. Anales Científicos, 75:100-107.
- Bert F. (2018). *Modelos de simulación agronómica: una herramienta clave para ajustar el manejo* [14 junio 2021] URL: <https://saladillocampo.com.ar/blog/2018/08/25/modelos-de-simulacion-agronomica-una-herramienta-clave-para-ajustar-el-manejo/>
- Benacchio, S. (1982). *Algunas exigencias agroecológicas en 58 especies de cultivo con potencial de producción en el trópico americano*. Maracay. FONAIAP-CENIAP. 127pp.
- Ferrero, R. (2018). *Predicción del rendimiento de cultivos agrícolas usando aprendizaje automático*. [16 junio 2021] URL: https://redib.org/Record/oai_articulo2978059-prediccion-del-rendimiento-de-cultivos-agricolas-usando-aprendizaje-automatico
- Orellana, R., Jiménez, L., Colmenares, C. y Ortega, J. (2020). *Modelo de aptitud agroecológica como herramienta de manejo sustentable del predio agrícola*. Revista Facultad Agronomía. Universidad del Zulia. Vol. 37: 107-112.
- Pereira A. (2010). *Análisis predictivo de datos mediante técnicas de regresión estadística*. [17 junio 2021] URL: https://eprints.ucm.es/id/eprint/11389/1/Analisis_Predictivo_de_Datos.pdf
- Silva, R. (2014). *Cultivo de maíz en Venezuela*. Instituto Nacional de Investigaciones Agrícolas. [16 junio 2021] URL: https://www.researchgate.net/publication/340634878_El_Cultivo_de_maiz_en_Venezuela
- Silva, F. (2019). *Cultivo de maíz en Venezuela - Producción, manejo agronómico*. [22 junio 2021] URL: https://www.researchgate.net/publication/340634878_El_Cultivo_de_maiz_en_Venezuela

Ciencia y Tecnología Agropecuaria es una revista publicada por la Universidad de Pamplona bajo la licencia: [Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/) (CC BY-NC-SA 4.0)

