

MODELO PARA ESTIMAR UN LÍMITE SUPERIOR DE LABORABILIDAD DEL SUELO EN FUNCIÓN DE SU TEXTURA Y CONCENTRACIÓN DE MATERIA ORGÁNICA

A Model to Estimate an Upper Soil Workability Limit as Function of Texture and Organic Matter

Martín Cadena-Zapata^{1‡}, Mario Cantú-Sifuentes¹, Santos Campos-Magaña¹ y Mario Ríos-Camey¹

RESUMEN

Es importante determinar la máxima humedad en la que el suelo puede laborarse sin riesgo de degradar su estructura por compactación. En este trabajo se desarrolló un modelo estadístico para relacionar el máximo contenido de humedad o límite superior de laborabilidad del suelo (LSL), con su textura y concentración de materia orgánica (MO). En laboratorio se prepararon muestras de suelos de diferentes texturas y MO, tamizándolas para utilizar la fracción de agregados de 2.8 a 4 mm, a consistencias desde suelo seco a plástico, para luego exponerlas con un simulador neumático a cargas de 400 kPa, similares a las que ejerce la maquinaria en campo, y enseguida a una prueba de permeabilidad al aire, para determinar su área de poros. El valor que indica el inicio de compactación fue $1 \times 10^{-12} \text{ m}^2$; la humedad a la que se obtuvo esta área para cada suelo, se estableció como el LSL. El análisis de regresión mostró que la arcilla, el limo y la MO fueron las variables que mejor explicaron el LSL. Se obtuvo una $R^2 = 0.996$, lo que indica que las variables mencionadas explican en 99% la variabilidad del modelo. La concentración de MO mostró el mayor efecto para predecir el LSL y la arcilla, casi el doble de efecto que el limo. En la parte aleatoria del modelo, la varianza en los residuales fue constante, no hubo problemas de normalidad ni correlación serial en los errores. En la validación cruzada, se observó que al ajustar el modelo, éste es estable, pues el error de predicción promedio fue de 2.29, lo cual indica que se pueden realizar buenas predicciones del LSL.

Palabras clave: modelo estadístico, labranza, humedad en el suelo.

¹ Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Calzada Antonio Narro 1923. 25315, Saltillo, Coahuila, México.

[‡] Autor responsable (martincadenaz@gmail.com)

SUMMARY

It is important to determine the highest soil moisture content at which soil can be worked to avoid risk of degradation by compaction. In this research a statistical model was developed to relate upper workability limit (UWL) with soil texture and organic matter (OM) concentration. Soil samples of different textures and OM were sieved to use the aggregate fractions of 2.8 to 4 mm at consistencies from dry soil to plastic soil. Samples were then compacted up to 400 kPa to simulate agricultural machinery loads; immediately an air permeability test was performed to determine the area of pores. The reference value at which the compaction occurs was $1 \times 10^{-12} \text{ m}^2$ and at this value the soil water content was the UWL of a particular soil. A multiple regression analysis indicated that clay, silt and OM concentration of the soil were the variables that best predicted the UWL. An $R^2 = 0.996$ indicated that the variables explain 99% of the model variability. The OM concentration had the main effect in predicting the UWL and clay had an effect almost double that of silt. In the random part of the model, the variance in the residuals was constant; there were neither problems of normality nor serial correlation of the errors. The results of cross validation indicated that the model has good stability because the average prediction error was 2.29, which indicates good accuracy for the UWL predictions.

Index words: statistical model, tillage, soil moisture.

INTRODUCCIÓN

El suelo se encuentra en un estado laborable cuando se pueden realizar operaciones de labranza con resultados positivos, sin efectos que causen detrimento significativo en su estructura (Muller *et al.*, 2003). La humedad en el suelo, al momento de la labranza, es un factor determinante para la resistencia del suelo, debido a que define su grado de consistencia (Tobias y Tietje, 2007) y éste, a su vez, influye en la cantidad de energía

necesaria para las labores, así como su mejor resultado (Ashburner y Sims, 1984; Pérez, 2008).

Cuando se realizan actividades de labranza en condiciones subóptimas de humedad, se incrementa el costo de las labores y el riesgo de degradación de la estructura del suelo (De Toro y Hansson, 2004). Con relación a los efectos negativos de las labores realizadas en contenidos de humedad no adecuados, la compactación se ha convertido en un problema serio, asociado a la agricultura mecanizada debido, principalmente, al tráfico de maquinaria en condiciones demasiado húmedas. Esto puede ocurrir en un amplio rango de suelos y climas (Botta *et al.*, 2003; Zhang *et al.*, 2006).

Para que los resultados de la labranza sean satisfactorios, es importante tener información acerca del mejor intervalo de humedad para realizarla (Dexter y Bird, 2001; Hamza y Anderson, 2005). El rango óptimo para la labranza siempre está ligado al estado de consistencia del suelo denominado friable, es decir, cuando presenta una mayor facilidad de laboreo (Dexter, 2004). En los primeros estudios sobre el intervalo de humedad adecuado para el laboreo (Spoor, 1979), se consideró el estado de consistencia friable entre los límites de contracción (LC), para el valor más bajo de humedad, y el límite inferior de plasticidad (LIP), en el valor más alto de ésta.

Los resultados de estudios posteriores mostraron que los valores máximos y mínimos de humedad del estado friable del suelo no coinciden necesariamente con el LC o el LIP (Perdok y Hendrikse, 1982; Terzaghi *et al.*, 1988). Para determinar los límites del estado laborable del suelo, se han realizado trabajos en campo y laboratorio (Cadena *et al.*, 2002; Hoogmoed *et al.*, 2003), en los cuales se observó que los procedimientos de laboratorio representaron bien los límites medidos en campo, ya que el rango de humedad encontrado para un óptimo resultado de las labores fue similar en ambas condiciones.

Con el incremento de la intensidad del uso de equipo agrícola, cada vez más grande y pesado, se han estudiado otras formas para determinar la máxima humedad adecuada para la labranza. Muller *et al.* (2003) compararon varios métodos para estimar el máximo contenido de humedad para una óptimo estado laborable de suelos de Alemania y Estados Unidos de América, y sus resultados mostraron que, para todos los suelos estudiados, el máximo contenido de humedad para laborarlo, sin dañar la estructura, fue igual a la máxima

densidad obtenida con una prueba de compresión "Proctor" o bien 70% del contenido de humedad a una tensión de -5 kPa.

La determinación, en campo o laboratorio, de los límites de humedad adecuados para trabajar cada suelo puede ser laboriosa, de mucha demanda de tiempo y costo elevado; el uso de algunas características del suelo en funciones para predecir otras es una opción adecuada y barata (Rashidi y Seilsepour, 2008). Recientemente, se ha tratado de establecer los contenidos óptimos de humedad para obtener la adecuada estructura producida por la labranza con el uso de bases de datos donde hay información de las características de la curva de retención de humedad de los suelos de interés (Dexter y Richard, 2009).

La opción anterior puede ser útil en áreas donde exista esa información; en otras circunstancias se puede explorar el uso de otras características más comúnmente encontradas en las bases de datos de suelos, como la textura y la materia orgánica (Saxton y Rawls, 2006; Cadena *et al.*, 2008). En México, la mayoría de las bases de datos de suelos cuentan sólo con información de textura y materia orgánica, por lo que es importante conocer si, a partir de esta información disponible, se puede predecir otra como el contenido de humedad en el LSL.

El objetivo de este trabajo fue determinar, en laboratorio, utilizando el método de permeabilidad al aire (Perdok y Hendrikse, 1982), la máxima humedad o límite superior del estado laborable (LSL) a la que los suelos de algunas áreas agrícolas en México pueden someterse a una carga similar a la de la maquinaria agrícola en campo, antes de presentar deterioro de su estructura por compactación; luego, relacionar ese contenido de humedad con su textura y contenido de materia orgánica, para construir un modelo estadístico con el que se pueda estimar el LSL para suelos similares, de los cuales sólo se cuente con información de textura y concentración de materia orgánica.

MATERIALES Y MÉTODOS

Características de los Suelos Utilizados

El estudio se realizó en las instalaciones del Laboratorio de Mecánica de Suelos del Departamento de Maquinaria Agrícola de la Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro, en Saltillo, Coahuila, México. Los suelos en el estudio provienen de diferentes regiones

agrícolas de México; los valores de arena, limo y arcilla, materia orgánica de cada suelo se presentan en el Cuadro 1.

Determinación de Textura y Materia Orgánica del Suelo

Para determinar la textura de los suelos se empleó la técnica de separación mecánica de partículas (Kilmer y Alexander, 1949), modificada por López *et al.* (2006). El porcentaje de materia orgánica (MO) se obtuvo con el método de Walkey y Black (1934).

Determinación del Contenido de Humedad para Definir un Límite Superior de Laborabilidad (LSL) para cada Suelo

El procedimiento para determinar un valor de humedad que represente el LSL para cada suelo

(Cuadro 1) fue el de permeabilidad al aire para determinar área de poros, propuesto por Perdok y Hendrikse (1982), el cual consta de los siguientes pasos:

Preparación de las Muestras

Las muestras de los suelos se pasaron por los tamices 5 y 7 (Mont-Inox), para utilizar la fracción de agregados entre 2.8 - 4.0 mm. Una vez que el suelo se tamizó, se prepararon muestras con seis contenidos de humedad, en un rango desde consistencia seca hasta plástica. El contenido de humedad de las muestras se obtuvo con el método gravimétrico.

La compactación de las muestras se hizo como sigue: se llenó un cilindro de acero (Eijkelkamp Agrisearch Equipment, Giesbeek, The Netherlands) de 5 cm de diámetro interior y 5 cm de longitud, con un volumen aproximado de 98 cm³ con agregados de suelo tamizados en la fracción 2.8-4 mm. La muestra se comprimió

Cuadro 1. Distribución de partículas, región climática, materia orgánica (MO) y humedad en el límite superior de laborabilidad (LSL) de los suelos utilizados.

Número	Localidad	Zona climática	Arena	Limo	Arcilla	MO	LSL
							Humedad gravimétrica
			----- % -----				
1	Laureles I	Semiseca templada	7.85	63.65	28.5	4.9	34.86
2	Laureles II	Semiseca templada	33	33	34	2.57	25.55
3	Sinaloa	Cálida subhúmeda	34	31	35	2.27	24.21
4	Durango	Semiseca templada	27.4	38.6	34	1.9	25.28
5	Buenavista I	Semiseca templada	38.5	36.25	25.25	2.09	20.67
6	Buenavista II	Semiseca templada	32	46	22	1.86	24.98
7	Jame I	Templada subhúmeda	28	34.25	37.75	12.59	44.57
8	Jame II	Templada subhúmeda	31.25	36.75	32	11.8	38.33
9	Los Ángeles	Seca templada	18	46.5	35.5	5.84	35.56
10	Los Pinos	Semiseca templada	37	37	26	6.29	31.23
11	Tamaulipas	Semicálida subhúmeda	21.25	42.25	36.5	3.23	25.55
12	Álamo	Cálida subhúmeda	5.5	23	71.5	4.82	43.04
13	Comalapa	Cálida subhúmeda	50	11	39	1.22	21.48
14	Tepatitlán	Semicálida subhúmeda	13.75	40	46.25	1.05	30.28
15	Hidalgo	Templada subhúmeda	9.75	47.25	43	4.04	38.84
16	Tres Valles I	Cálida subhúmeda	40.5	37	22.5	1.24	21.67
17	Tres Valles II	Cálida subhúmeda	65.5	8.5	26	1.6	18.55
18	Independencia	Semicálida húmeda	35	30.5	34.5	5.17	30.97
19	Cotaxtla	Cálida subhúmeda	35.3	38.3	26.3	2.3	25.4

Las muestras de los suelos 7 y 8 provienen de una huerta de manzano en un suelo profundo, con alto contenido de humus, de ahí el alto contenido de materia orgánica. Los suelos 1, 2, 4 y 14 provienen de la región sierra Madre Occidental; el suelo 3 de la Llanura Costera del Pacífico; del suelo 5 al suelo 11, de la región Sierra Madre Oriental; el suelo 12, de la Llanura Costera Golfo Norte; los suelos 13 y 18, de la región Sierras de Chiapas y Guatemala; el suelo 15, del la región Eje Neovolcánico; los suelos 16, 17 y 19, de la región Llanura Costera Golfo Sur.

gradualmente, a una velocidad constante, hasta alcanzar una presión de 400 kPa en una prensa neumática (De la Peña *et al.*, 2007), con la que se puede simular la carga ejercida por la maquinaria agrícola al pasar sobre el suelo.

Prueba de Permeabilidad al Aire

Después de compactar la muestra de suelo se midió la distancia desde el borde superior del cilindro hasta el suelo, por medio de un micrómetro; además, se midió la temperatura ambiente al momento de realizar la prueba de permeabilidad, para determinar la viscosidad dinámica del aire.

La muestra compactada (Figura 1) se colocó en un permeámetro (Modelo IMAG, WUR Wageningen, The Netherlands); se dejó salir el aire que empuja el flotador y se midió el tiempo que éste tardó en recorrer 5 cm de la barra conductora.

Con las cantidades medidas anteriormente, la permeabilidad al aire se calculó con la fórmula (Kmoch, 1962):

$$K_a = V \eta L t^{-1} A^{-1} P^{-1} \quad (1)$$

donde:

K_a = permeabilidad intrínseca para flujo de aire (m^2)

V = volumen de aire (m^3)

η = viscosidad dinámica del aire ($Pa \ s^{-1}$)

L = longitud de la muestra comprimida (m)

t = tiempo que tardó el flotador en recorrer 5 cm (s)

A = área de sección transversal de la muestra (m^2)

P = presión del aire ($N \ m^{-2}$)

El proceso de compactación se inicia cuando el valor de la permeabilidad es de $1 \times 10^{-12} \ m^2$ (Perdok y Hendrikse, 1982), por lo que la humedad a la que se obtuvo esta área para cada suelo, se estableció como el LSL.

Análisis Estadístico

A cada suelo se le determinó el LSL, la textura y el porcentaje de materia orgánica. Con estos valores se construyó una base de datos en la cual se relaciona el LSL con los valores de humedad gravimétrica, arena, limo, arcilla (textura) y de materia orgánica.

Mediante el programa estadístico "R" (R Development Core Team, 2009), se hizo un análisis de regresión múltiple, tomando al LSL como variable de respuesta y a los porcentajes de arena, limo, arcilla y materia orgánica, como covariables.

El Modelo de Regresión

El modelo de regresión (Faraway, 2005) está definido mediante la relación:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

donde:

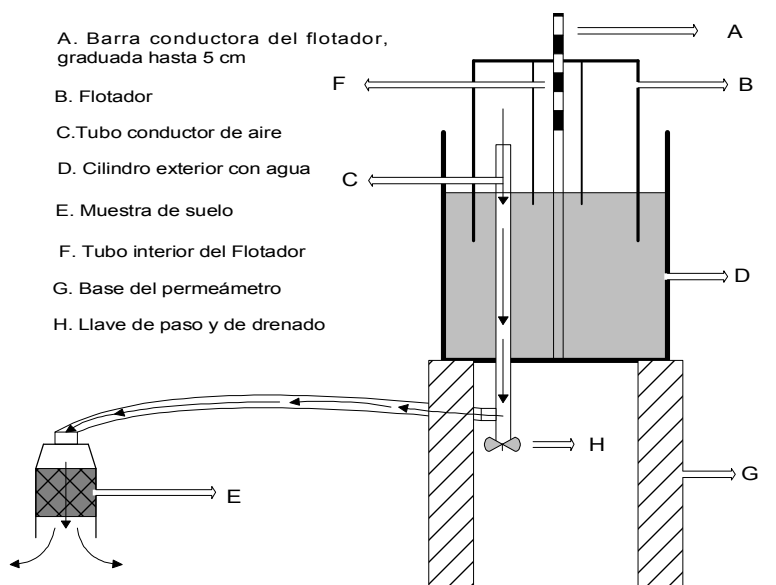


Figura 1. Permeámetro y descripción de sus componentes.

$Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ es el vector de respuestas,

$$X = \begin{bmatrix} X_0 & X_{11} & X_{21} & X_{31} & \dots & X_{p1} \\ X_0 & X_{12} & X_{22} & X_{32} & \dots & X_{p2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_0 & X_{1n} & X_{2n} & X_{3n} & \dots & X_{pn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

es la matriz de covariables, $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ es el vector de parámetros de regresión, $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)$ es el vector de errores, p es el número de covariables, n es el número de casos, $X\beta$ es la parte estructural del modelo y ε representa la parte aleatoria. En el enfoque clásico se supone que:

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 \mathbb{I}), \quad (4)$$

donde \mathbb{I} denota la matriz identidad de tamaño n

Es decir:

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 \mathbb{I}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$E(\varepsilon_i) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

y

$$\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \begin{cases} \sigma^2 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

El estimador por mínimos cuadrados de β , $\hat{\beta}$ es:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'Y \quad (7)$$

Mientras que el estimador, por mínimos cuadrados, de Y , \hat{Y} , es:

$$\hat{Y} = \begin{pmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{pmatrix} = X\hat{\beta} \quad (8)$$

Por otra parte,

$$\sigma^2 = SCE / (n - p), \text{ con } SCE = \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2, \hat{\varepsilon}_i^2 = (y_i - \hat{y}_i)^2$$

es un estimador insesgado de σ^2 .

Siendo que la distribución de $\hat{\beta}$ es tal que:

$$\hat{\beta} \sim N\left(\beta, (X'X)^{-1}\sigma^2\right),$$

un intervalo de confianza, al $(1-\alpha)\%$ para una observación futura; y_0 está dado por:

$$\hat{y}_0 \pm t_{n-p}^{(\alpha/2)} \hat{\sigma} \sqrt{1 + x_0'(X'X)^{-1}x_0} \quad (9)$$

Donde $\hat{y}_0 = x_0 \hat{\beta}$ es la respuesta estimada al nivel x_0 de las covariables.

Verificación de los Supuestos del Modelo

Parte estructural. El ajuste de la parte estructural del modelo usualmente se mide con el coeficiente de determinación, R^2 , definido como:

$$R^2 = 1 - SCE / SCT \quad (10)$$

SCT es la suma total de cuadrados, calculada mediante la expresión:

$$SCT = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (11)$$

$$\bar{y} = 1/n \sum_{i=1}^n y_i, \quad (12)$$

y representa el promedio de las respuestas.

Un valor de R^2 cercano a 1 indica que la parte estructural del modelo es adecuada, mientras que un valor cercano a cero indica lo contrario.

Parte aleatoria. Para verificar si los supuestos acerca de los errores son adecuados, se usan tanto pruebas estadísticas como inspección gráfica. Los supuestos para verificar son los siguientes:

Normalidad en los errores. En el modelo clásico se supone que los errores se distribuyen normalmente, con media cero y varianza constante, σ^2 . Para verificar la normalidad de los errores se usó la prueba de Shapiro-Wilk (Shapiro y Wilk, 1965) sobre los residuales

Independencia. Los errores se suponen independientes, es decir, en el caso normal, con correlación serial cero. Se aplicó la prueba de Durbin-Watson (Durbin y Watson, 1951) para detectar no correlación en los errores.

Homoescasticidad. El modelo supone que los errores tienen igual varianza. En este caso se usó una inspección gráfica del comportamiento de los residuales, la cual consistió en graficar los residuales contra los valores de referencia, los ajustados por ejemplo. Si la varianza es constante, los puntos no deberán presentar un patrón de variabilidad (Faraway, 2005).

Validación del Modelo

La validación cruzada (VC) es una herramienta estadística que permite estimar el error de predicción, EP , definido como el valor esperado, E , de la diferencia entre una respuesta futura, y_0 , y su predicción \hat{y}_0 , elevada al cuadrado. Esto es:

$$EP = E(y_0 - \hat{y}_0)^2 \quad (13)$$

La versión muestral del error de predicción, EP_m , es:

$$EP_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (14)$$

Esta expresión determinó el error de estimación del modelo.

El algoritmo que define la técnica de validación cruzada (Efron y Tibshirani, 1993) es el siguiente: dividir los datos en K subconjuntos de aproximadamente el mismo tamaño; dejar fuera, para entrenamiento, un subconjunto de datos y ajustar el modelo con los restantes $K-1$ conjuntos; posteriormente, calcular el error de predicción del modelo ajustado al predecir los datos que conforman el grupo de entrenamiento; repetir los pasos anteriores para $k = 1, 2, \dots, K$, y combinar los K errores de predicción estimados.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Resultados del Ajuste y Análisis de Varianza de la Regresión

Con la información mostrada en el Cuadro 1, las variables que mejor predicen el LSL son los porcentajes de materia orgánica (MO), arcilla (Ar) y limo (Li). Mediante el análisis de regresión múltiple, se determinó la relación:

$$LSL = 1.5446 \times MO + 0.4243 \times Ar + 0.2387 \times Li$$

Con un EP_m igual a 3.35, LSL representa el límite superior de laborabilidad, en porcentaje de humedad gravimétrica; MO representa el por ciento de materia orgánica, y Ar y Li los porcentajes de arcilla y limo, respectivamente. El que el contenido de arena no sea una variable importante para predecir el LSL, se explica porque, en campo, los suelos arenosos rara vez tienen problemas para laborarse, es decir, casi a cualquier humedad pueden manipularse sin riesgos de compactación o mala calidad de labor (Cadena *et al.*, 2002; Pérez, 2008).

En el Cuadro 2 se muestra el resumen del ajuste de la regresión, del cual se establece que la parte estructural del modelo es adecuada, puesto que el coeficiente de determinación, R^2 , indica que el modelo explica 99% de la variabilidad total. Otros modelos para predecir humedad (Wösten *et al.*, 1998) han tenido buen desempeño en la predicción con $R^2 = 0.76$.

De las variables independientes se distingue la materia orgánica con una mayor pendiente y, por lo tanto, un mayor efecto (impacto) sobre la respuesta (LSL). La concentración de materia orgánica tiene influencia en la estructuración del suelo, porosidad y retención de humedad, que son determinantes para el LSL, como se ha observado desde los primeros trabajos de laborabilidad (Spoor, 1979).

Por otra parte, la arcilla impacta en la respuesta casi el doble que el limo. En trabajos similares se ha encontrado que conforme un suelo tiene un mayor contenido de arcilla, su rango de laborabilidad se reduce, por lo que hay que ser más cuidadoso en el contenido de humedad al que se labore (Muller *et al.*, 2003). En el Cuadro 2 se muestra que marginalmente cada uno de los coeficientes es significativamente diferente de cero,

Cuadro 2. Resumen del ajuste de la regresión.

Variable	Coefficiente	Error estándar	<i>t</i>	P	R ² = 0.996
Materia orgánica	1.54	0.15	10.12	2.34e-08 ***	
Arcilla	0.42	0.03	14.41	1.40e-10 ***	
Limo	0.24	0.03	8.4	2.94e-07 ***	

*** indica que *P* es aproximadamente 0, *t* es el valor de *t*-student calculado. Error estándar residual = 2.09.

ya que los valores de *P* de las pruebas de *t* son aproximadamente cero.

En el Cuadro 3 se muestra el análisis de varianza de la regresión. Se observa que, conjuntamente, todos los estimadores son altamente significativos.

Supuestos del Modelo de Regresión

Prueba de normalidad en los errores. Se aplicó la prueba de Shapiro-Wilk (1965) para comprobar la validez del supuesto de normalidad. Se calculó un valor del estadístico *W* de Wilk de 0.956, con un valor de *P* igual a 0.497; de acuerdo con este procedimiento, no se rechaza la hipótesis de normalidad.

Prueba de correlación serial. Al aplicar la prueba de Durbin-Watson (1951) a los residuales del modelo, se obtuvo un valor del estadístico de 1.80 y un valor de *P* de 0.51, lo que, de acuerdo con el procedimiento mencionado, resulta en el no rechazo de la hipótesis nula de serial en los errores igual a cero.

Prueba de varianza constante. Para comprobar el supuesto de varianza constante, los errores se graficaron contra los valores ajustados (Figura 2). En la Figura 2 no se observó patrón alguno que dé evidencia de que los errores tengan heterogeneidad en la varianza. De acuerdo con las pruebas realizadas, se puede afirmar que no existen problemas en los supuestos de los errores.

Validación del Modelo

Enseguida se describen los pasos y resultados intermedios al aplicar la técnica de validación cruzada (Efron y Tibshirani, 1993), con *K* = 2.

Cuadro 3. Análisis de varianza de la regresión.

Variable	GL	Suma de cuadrados	Cuadrado medio	F	P
Materia orgánica	1	13599.50	13599.50	3113.62	< 2.20e-16 ***
Arcilla	1	3672.60	3672.60	840.85	2.93e-15 ***
Limo	1	308.00	308.00	70.53	2.94e-7 ***
Error	16	69.90	4.40		

*** indica que *P* es aproximadamente 0.

Modelo con el primer subconjunto de datos ajustado aplicando VC. Casos dejados fuera para entrenamiento: 3, 8, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19. Con los casos restantes, el modelo ajustado fue:

$$LSL = 1.79 \times MO + 0.2359 \times Li + 0.3803 \times Ar, \text{ con } R^2 = 0.996$$

Modelo con el segundo subconjunto de datos ajustado aplicando VC.

Casos dejados para entrenamiento: 13, 11, 2, 10, 6, 7, 1, 4, 5, 9, el modelo ajustado fue:

$$LSL = 1.3141 \times MO + 0.2719 \times Li + 0.4311 \times Ar, \text{ con } R^2 = 0.9972$$

Los errores de estimación en cada paso se promediaron para obtener un error de predicción igual a 2.29.

De acuerdo con la técnica de VC, el modelo ajustado para esta investigación es estable, por las siguientes razones:

a) Los coeficientes del modelo ajustado con cada subconjunto no presentan diferencia con los ajustados en el modelo ajustado con el total de datos, así como sus valores de *R*².

b) El error de predicción para el modelo con ambos subconjuntos de datos es pequeño y no sobrepasa al del modelo con todos los datos.

CONCLUSIONES

- Con datos de laboratorio fue posible obtener un modelo matemático para estimar el límite superior de laborabilidad (LSL) de diferentes suelos, correlacionando

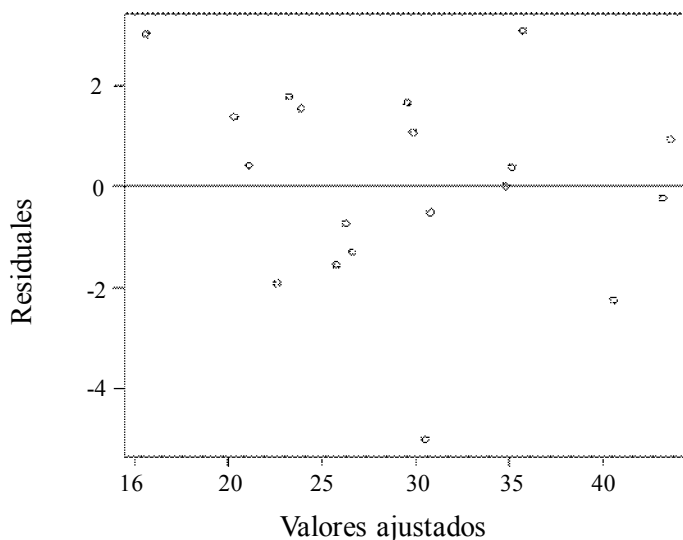


Figura 2. Inspección gráfica para detectar varianza constante.

los componentes de la textura y la materia orgánica. La predicción del LSL, en términos de humedad gravimétrica, fue una función principalmente de la arcilla, el limo y la concentración de materia orgánica.

- El modelo puede utilizarse como herramienta para estimar el LSL y como parte de los criterios operativos de labranza en suelos de los que sólo se tenga información de textura y materia orgánica.

- Las variables presentaron un buen ajuste, en términos de significancia estadística; de las variables que intervinieron en la construcción del modelo se distingue la concentración de la materia orgánica como la que mayor impacto presentó en la predicción. Por lo tanto, esta variable resultó estadísticamente más significativa que la textura, en el modelo buscado. De las variables de la textura se distinguen la arcilla y el limo. La arena no fue significativa estadísticamente, en cuanto a ajuste, por lo que se descartó del modelo.

- Del análisis de regresión múltiple se obtuvo un coeficiente de determinación $R^2 = 0.99$, el cual indica excelente ajuste y que la parte estructural del modelo es adecuada, puesto que explica 99% de la variabilidad total. Los errores se distribuyen normalmente y no hay correlación serial en los mismos. Asimismo, la inspección gráfica y la prueba de homogeneidad de varianzas indican que la varianza en el error es constante.

- De acuerdo con la prueba de validación cruzada el modelo es estable, puesto que presenta un error de predicción bajo, lo cual indica que pueden hacerse predicciones con bastante precisión.

LITERATURA CITADA

- Ashburner J. E. y B. G. Sims. 1984. Elementos de diseño del tractor y herramientas de labranza. Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA). San José, Costa Rica.
- Botta, G., D. Jorajuría, H. Rosatto, H. Spain y C. Ferrero. 2003. Perfil de compactación producida por el tráfico en un suelo bajo siembra directa. *Agrociencia* 19: 107-113.
- Cadena Z., M., S. Campos M., M. Cantú S. y A. Zermeño G. 2008. Evaluación de funciones de edafotransferencia para estimar la curva de retención de humedad para uso en la planeación de labranza. *Terra Latinoamericana* 26: 93-102.
- Cadena Z., M., W. B. Hoogmoed, and U. D. Perdok. 2002. Field studies to assess the workable range of soils in the tropical zone of Veracruz, Mexico. *Soil Tillage Res.* 68: 83-92.
- De la Peña C., B. E., T. Gaytán M. y M. Cadena Z. 2007. Diseño y construcción de un simulador neumático para compactación de suelo. pp. 306-315. *In: M. Cadena Zapata, A. López Santos y R. Ramírez Segoviano (eds.). Oportunidades y retos de la ingeniería agrícola ante la globalización y el cambio climático.* Bermejillo, Durango, México.
- De Toro, A. and P. A. Hansson. 2004. Analysis of field machinery performance based on daily soil workability status using discret event simulation or on average work day probability. *Agric. Syst.* 79: 109-129.
- Dexter, A. R. 2004. Soil physical quality: Part II. Friability, tillage, tith and hardsetting. *Geoderma* 120: 215-225.
- Dexter, A. R. and N. R. A. Bird. 2001. Methods for predicting the optimum and the range of soil water content for tillage based on the water retention curve. *Soil Tillage Res.* 57: 203-212.
- Dexter, A. R. and G. Richard. 2009. Tillage of soils in relation to their bi-modal pore size distributions. *Soil Tillage Res.* 103: 113-118.
- Durbin, J. and G.S. Watson. 1951. Testing for serial correlation in least squares regression II. *Biometrika* 38: 159-178.

- Efron, B. and R. J. Tibshirani. 1993. An introduction to the bootstrap. Chapman and Hall. Boca Raton, FL, USA.
- Faraway, J. J. 2005. Practical regression and anova using R. Chapman and Hall/CRC. Boca Raton, FL, USA.
- Hamza, M. A. and W. K. Anderson. 2005. Soil compaction in cropping systems: A review of the nature, causes and possible solutions. *Soil Tillage Res.* 82: 121-145.
- Hoogmoed, W. B., M. Cadena Z., and U. D. Perdok. 2003. Laboratory assessment of the workable range of soils in the tropical zone of Veracruz, Mexico. *Soil Tillage Res.* 74: 169-178.
- Kilmer, V. J. and L. T. Alexander. 1949. Methods of making mechanical analyses of soil. *Am. Soc. Agron.* 9: 15-25.
- Kmoch, H. G. 1962. Die luftdurchlässigkeit des bodens, ihre bestimmung und ihre bedeutung für einige ackerbauliche probleme. Bornträger. Berlin, Germany.
- López C., R., A. Gallegos del T., E. Peña C., A. Reyes L., R. Castro F. y J. F. J. Chávez G. 2006. Sustancias húmicas de origen diverso en algunas propiedades físicas de un suelo franco-arcillo-limoso. *Terra* 24: 303-311.
- Muller, L., U. Schilinder, N. R. Fausey, and R. Lal. 2003. Comparison of methods for estimating maximum soil water content for optimum workability. *Soil Tillage Res.* 72: 9-20.
- Perdok, U. D. and L. M. Hendrikse. 1982. Workability test procedure for arable land. pp. 511-519. *In: Proc. 9th. Conf. Int. Soil Tillage Res.* Osijek, Yugoslavia.
- Pérez, D., M. Y. 2008. Relación de la trabajabilidad con la curva de humedad y propiedades del suelo. *Rev. Fac. Agron. (Maracay)* 34: 141-164.
- R Development Core Team. 2009. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria.
- Rashidi, M. and M. Seilsepour. 2008. Soil available phosphorous pedotransfer function for calcareous soils of Varamin region. *Am.-Eurasian J.Sustain. Agric.* 2: 98-103.
- Saxton, K. E. and W. J. Rawls. 2006. Soil water characteristic estimates by texture and organic matter for hydrologic solutions. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70: 1569-1578.
- Shapiro, S. S. and M. B. Wilk. 1965. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika* 52: 591-611.
- Spoor, G. 1979. Soil type and workability. Rothamsted Experimental Station, Harpenden, Herts., *Soil Surv. Tech. Mon. No.13.* London, UK.
- Terzaghi, A., W. Hoogmoed, and R. Miedema. 1988. The use of the wet workability limit to predict the land quality workability for some Uruguayan soils. *Net. J. Agric. Sci.* 36: 91-103.
- Tobias, S. and O. Tietje. 2007. Modelling experts' judgments on soil compaction to derive decision rules for soil protection:- A case study from Switzerland. *Soil Tillage Res.* 92: 129-143.
- Walkey, A. and I. A. Black. 1934. An examination of the Dejtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Sci.* 37: 29-38.
- Wösten, J. H. M., A. Lilly, A. Nemes, and C. Le Bas. 1998. Using existing soil data to derive hydraulic parameters for simulation models in environmental studies and in land using planning. Final report on the European Union Funded Project Report 156 DLO Winand Staring Centre. Wageningen, The Netherlands.
- Zhang, X. Y., R. M. Cruse, Y. Y. Sui, and Z. Jhao. 2006. Soil compaction induced by small tractor traffic in Northeast China. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 70: 613-619.