УЎТ 631.4

СУНЪИЙ ИНТЕЛЛЕКТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ ЁРДАМИДА ТУПРОҚ ШЎРЛАНИШИ ҲОЛАТИНИ ТАҲЛИЛ ҚИЛИШ

Баходиров Зафар Абдувалиевич,
б.ф.ф.д.(PhD), к.и.х., бўлим мудири,
Бобомуродов Шухрат Меҳрибонович,
биология фанлари доктори, директор,
e-mail: shuhrat_bm@inbox.ru

Тупроқшунослик ва агрокимёвий тадқиқотлар институти

Аннотация. Ушбу мақолада сунъий интеллект технологияларидан фойдаланган ҳолда тупроқ шўрланиши ҳолатини таҳлил қилиш натижалари келтирилган. Бунда тупроқ шўрланишини аниқлаш учун сунъий интеллект алгоритмларини қўллаш, уларнинг энг яхшиларини танлаш ва сақлаш масалалари кўрсатиб ўтилган.

Калит сўзлар: тупроқ таҳлили, сунъий интеллект, масофадан зондлаш, вегетация индекслари, алгоритм, модел.

Аннотация. В данной статье представлены результаты анализа засоления почв с использованием технологий искусственного интеллекта. Показано применение алгоритмов искусственного интеллекта для определения засоленности почв, отбора и сохранения лучших из них.

Ключевые слова: анализ почвы, искусственный интеллект, дистанционное зондирование, вегетационные индексы, алгоритм, модель.

Annotation. This article presents the results of an analysis of soil salinity using artificial intelligence technologies. The application of artificial intelligence algorithms for determining soil salinity, selecting and preserving the best of them is shown.

Keywords: soil analysis, artificial intelligence, remote sensing, vegetation indices, algorithm, model.

Кириш. Аҳолининг ўсиши ижтимоий-иқтисодий омиллар билан бир қаторда тарихий жиҳатдан озиқ-овқат танқислиги билан боғлиқ бўлган. Сўнгги 50 йил ичида дунё аҳолиси уч миллиарддан етти миллиардга ошиб, озиқ-овқатга бўлган юқори талабни яратди. Бирлашган Миллатлар Ташкилотининг Озиқ-овқат ва қишлоқ хўжалиги ташкилоти тахминларига кўра, 2050 йилгача дунё аҳолиси 30 фоиздан ошади, демак, озиқ-овқат маҳсулотларини 70 фоизга ошишига эришиш керак. Ерларнинг деградацияга учраши ва сувнинг ифлосланиши, иқлим ўзгариши, ҳукуматлар сиёсати ва бозорнинг ўзгариши озиқ-овқат хавфсизлигига хатарлар қўшмоқда. Ушбу хатарлар қишлоқ хўжалигида ҳосилдорликни яхшилашни, шу билан бирга унинг атроф-муҳитига таъсирини пасайтиришни талаб қилади. Бундай ҳолатда қишлоқ хўжалигида янги иноовацион технологияларни, жумладан, ахборот технологияларини қўллаш долзарб ҳисобланади.

Ўзбекистон Республикаси Президентининг 2019 йил 17 июндаги ПФ-5742-сонли «Қишлоқ хўжалигида ер ва сув ресурсларидан самарали фойдаланиш чора-тадбирлари тўғрисида»ги ва 2019 йил 23 октябрдаги ПФ-5853-сон «Ўзбекистон Республикаси қишлоқ хўжалигини ривожлантиришнинг 2020-2030 йилларга мўлжалланган стратегиясини тасдиқлаш тўғрисида»ги Фармонларида қишлоқ хўжалигида замонавий технологияларни қўллаш масалаларига алоҳида эътибор қаратилган. Шунингдек, Ўзбекистон

Республикаси Президентининг 2019 йил 28 апрелдаги ПҚ-4699-сонли «Рақамли иқтисодиёт ва электрон ҳукуматни кенг жорий этиш чора-тадбирлари тўғрисида»ги қарорида ҳам қишлоқ хўжалигини рақамлаштириш, соҳада янги ахборот-коммуникацион технологияларни қўллаш, жумладан, турли ахборот тизимларини ишлаб чиқиш муҳим вазифалар сифатида кўрсатиб ўтилган.

Бугунги кунда тупроқшунослик соҳасида сунъий интеллект технологияларидан фойдаланиш бўйича кенг кўламли илмий ишлар олиб борилмоқда. Жумладан, McBratney ва бошқалар томонидан таклиф қилинган рақамли тупроқ хариталаш тизими орқали ёрдамчи ўзгарувчилар ва тупроқ хусусиятларини ўзаро боғлаш учун кўплаб башорат моделлари ишлаб чиқилган ва жорий этилган. Масалан, Minasny ва бошқалар тупроқ органик моддасини моделлаштириш ва тупроқ органик моддасининг атроф-муҳит ковариативлари билан алоқасини ҳар томонлама таҳлил қилган. Анъанавий ёндашувлар билан солиштирган ҳолда тупроқ хоссаларини ўрганиш учун умумлаштирилган чизиқли моделлар, регрессия дарахти моделлари, тасодифий ўрмон, кубист, вектор регрессиясини қўллаб-қувватлаш ва тасодифий ўрмон регрессияси каби сунъий интеллект алгоритмларидан фойдаланилган [1-10].

Тадқиқот объекти ва услублари.

Тадқиқотлар объекти сифатида Сирдарё вилоятининг Мирзаобод тумани «Юнусов» массиви танлаб олинди. Танланган ҳудуд иқлими ўзгарувчан ва қуруқ. Йиллик ўртача температураси 14°С. Кеч баҳорда ва эрта кузда ҳам совуқ тушиб ўсимликнинг ўсиш даврини қисқартиради. Ёзи қуруқ ва иссиқ. Июлнинг ўртача температураси 27—29°. Ёзда температура 32—45° гача кўтарилади. Вегетация даври 220 кун. Йиллик ёғин 180—220 мм, асосан, қишда ёғади. Ёзда кучли буғланиш сабабли ер ости сувлари юза майдонларнинг тупроғини шўр босади. Тадқиқот объекти тупроқлари, асосан, суғориладиган бўз-ўтлоқи тупроқлар бўлиб, кам ва ўртача шўрланган, механик тартибига кўра, қумоқ ва соз тупроқлардир.

Тадқиқотни бажаришда ўрганилган ҳудудлар тупроқ карталари маълумотларини таҳлил қилиш, тупроқ-картографик, лаборатория, камерал-аналитик тадқиқотлар натижаларини умумлаштириш услубларидан фойдаланилди. Кимёвий, камерал ва картографик ишлар Тупроқшунослик ва агрокимёвий тадқиқотлар институти томонидан ишлаб чиқилган ва умумқабул қилинган услубиётлар асосида бажарилди.

Тадқиқот натижалари. Тупроқлар ҳолатини сунъий интелелкт технологияларидан фойдаланган ҳолда таҳлил қилиш учун бир неча манбалардан фойдаланилди.

1) Масофадан зондлаш асосидаги тасвирлар.

Тупроқ ҳолатини масофадан зондлаш маълумотлари асосидаги таҳлиллар учун Landsat 8 космик суратларидан фойдаланиш режалаштирилган. Landsat 8 суратларининг бевосита 11 гуруҳи (Band) бўйича қийматлари индикаторлар сифатида танлаб олинди.

2) Вегетация индеклари.

Вегетация индекси - масофавий зондлаш маълумотларининг турли спектрал диапазонлари билан операциялар натижасида ҳисобланган ва маълум бир тасвир пикселидаги ўсимликлар параметрлари билан боғлиқ кўрсаткич. Вегетация индексларининг самарадорлиги акс эттириш хусусиятлари билан белгиланади. Кўпчилик ўсимлик кўрсаткичларини ҳисоблаш ўсимликларнинг спектрал акс эттириш эгри чизиғининг энг барқарор иккита қисмига асосланади.

Тадқиқот доирасида масофадан зондлаш маълумотлари асосидаги таҳлиллар олиб борилиб, таҳлилларга кўра бир неча вегетация индекслари

ISSN 2181-0826 2/2024 y.

қўлланилиши белгилаб олинди. Бунда космик суратларни сунъий интеллект технологиялари асосида таҳлил қилишда Landsat 8 суратларининг 11 гуруҳи қийматлари асосида ишлаб чиқилган спектрал индекслар ҳисоблаб чиқиш кўзда тутилган.

Спектрал индекслар асосида таҳлиллар учун 20 та спектрал индекслардан (NDVI, DVI, RVI, EVI, Ci-green, NNIR, GNDVI, GOSAVI, SAVI, MSAVI, NDWI, OSAVI, ARVI, SCI, GVMI, NDSI, NDNI, SBL, RDI, SI, SCI) индикаторлар сифатида танлаб олинди.

3) Тупроқ таҳлили маълумотлари (тупроқ шўрланиш ҳолати).

Сирдарё вилояти Мирзаобод тумани «Юнусов» массиви суғориладиган тупроқлари асосан ўрта, кучли ва жуда кучли шўрланган типлардан иборат бўлиб, тупроқ профилидаги сувда осон эрувчи тузларнинг умумий миқдори ҳайдалма қатлам тупроқларда 0,465-1,185% бўлган кенг интервални ташкил этади. Умумий ишқорийлик (HCO3 миқдори) 0,024-1,255%, хлор иони миқдори 0,011-0,217% ва сульфат иони миқдори 0,231-0,755% кўрсаткичларида тебраниб туради. Ушбу тупроқлар кам, ўрта ва қисман кучли шўрланган тупроқларни ташкил этади. Шўрланиш химизмига кўра, асосий тупроқ айирмалари хлорид-сульфатли ва сульфатли шўрланиш типларидан иборат (1-жадвал).

1-жадвал

Сирдарё вилояти Мирзаобод тумани «Юнусов» массиви суғориладиган тупроқларидаги сувда осон эрувчи тузлар миқдори ва шўрланиш ҳарактери

Кесма рақами №	Қатлам чуқурлиги (см)	Таркиби (%%)				Шўрланиш даражаси	Шўрланиш типи
		Қуруқ қолдиқ	HCO3	Cl	SO4		
63	0-27	0,650	0,027	0,151	0,231	ўрта	х/с
	27-51	0,730	0,033	0,158	0,276	ўрта	х/с
	51-81	0,760	0,024	0,175	0,280	ўрта	х/с
	81-130	0,785	0,033	0,217	0,243	кучли	с/х
75	0-22	0,465	0,03	0,028	0,262	кам	с
	22-41	0,595	0,024	0,014	0,375	кам	с
	41-80	0,555	0,033	0,014	0,34	кам	с
	80-120	0,570	0,03	0,011	0,358	кам	с
207	0-27	0,850	0,027	0,018	0,518	кам	с
	27-55	0,740	0,03	0,018	0,457	кам	с
	55-87	0,790	0,03	0,021	0,497	кам	с
	87-123	0,495	0,03	0,014	0,259	кам	с
225	0-17	1,065	0,021	0,021	0,677	ўрта	с
	17-41	1,135	0,024	0,014	0,752	ўрта	с
	41-76	1,155	0,024	0,014	0,743	ўрта	с
	76-119	1,070	0,021	0,014	0,685	ўрта	с
254	0-18	1,120	0,027	0,137	0,609	кучли	х/с
	18-40	1,185	0,021	0,102	0,708	ўрта	с
	40-80	1,255	0,027	0,098	0,755	ўрта	с
	80-120	1,075	0,024	0,147	0,562	кучли	х/с
274	0-27	0,805	0,027	0,151	0,339	ўрта	х/с
	27-55	0,785	0,03	0,08	0,339	ўрта	х/с
	55-82	1,055	0,021	0,084	0,586	ўрта	с
	82-120	0,805	0,024	0,035	0,485	ўрта	с

Ушбу манбалардан олинган маълумотлар кейинги босқичда сунъий интеллект асосида таҳлил қилиниб тегишли моделлар ишлаб чиқилди. Бунда тупроқ шўрланишини қуруқ қолдиқ миқдори бўйича таҳлил қилинди.

Аввало маълумотлар қисмларга (тест қилинадиган, ўқитиладиган) ажратиб олинди:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
train_set, test_set = train_test_split (df, test_size=0.2, random_state=50)
X_train=train_set.drop("QuruqQoldiq", axis=1)
y = train_set["QuruqQoldiq"].copy()
X_num = X_train.drop("massiv", axis=1)
```

Сўнгра Ушбу сунъий манбалардан олинган маълумотлар кейинги босқичда сунъий интеллект асосида таҳлил қилиниб тегишли моделлар ишлаб чиқилди. Бунда тупроқ шўрланишини қуруқ қолдиқ миқдори бўйича таҳлил қилинди.

Аввало маълумотлар қисмларга (тест қилинадиган, ўқитиладиган) ажратиб олинди:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
train_set, test_set = train_test_split(df, test_size=0.2, random_state=50)
X_train=train_set.drop("QuruqQoldiq", axis=1)
y = train_set["QuruqQoldiq"].copy()
X_num = X_train.drop("massiv", axis=1)
```

Сўнгра сунъий интеллект асосидаги алгоритмлар қўлланилди. Биз тадқиқотимизда 20 та сунъий интеллект асосидаги моделлардан фойдаландик. Тупроқлардаги қуруқ қолдиқ миқдорини 20 та алгоритм асосида аниқлаш бўйича тадқиқотлар қуйида берилган.

```
Salt all data full set
"""salt2023.ipynb
import numpy as np
import pandas as pd
import math
import random
import matplotlib.pyplot as plt
# %matplotlib inline
# preprocessing
import sklearn
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV, StratifiedKFold, learning_curve, ShuffleSplit
from sklearn.model_selection import cross_val_predict as cvp
from sklearn import metrics
from sklearn.metrics import r2_score, mean_absolute_error, mean_squared_error, accuracy_score
# models
from sklearn.linear_model import LinearRegression, LogisticRegression, Perceptron, RidgeClassifier
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.svm import SVC, LinearSVC, SVR
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, GradientBoostingClassifier, ExtraTreesClassifier
from sklearn.ensemble import BaggingClassifier, AdaBoostClassifier, VotingClassifier
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.gaussian_process import GaussianProcessClassifier
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn import metrics
import xgboost as xgb
from xgboost import XGBClassifier
import lightgbm as lgb
from lightgbm import LGBMClassifier
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
salt_file_path = '/content/sallast123.csv'
salt_data = pd.read_csv(salt_file_path, sep = ",")
salt_data.describe()
#salt_data = salt_data.astype(float)
```


ISSN 2181-0826 2/2024 y.

```
salt_data.dtypes
cv_n_split = 2
random_state = 0
test_train_split_part = 0.15
metrics_all = {1 : 'r2_score', 2: 'acc', 3 : 'rmse', 4 : 're'}
metrics_now = [1, 2, 3, 4] # you can only select some numbers of metrics from metrics_all
```

salt_data.columns интеллект асосидаги алгоритмлар қўлланилди. Биз тадқиқотимизда 20 та сунъий интеллект асосидаги моделлардан фойдаландик. Тупроқлардаги қуруқ қолдиқ миқдорини 20 та алгоритм асосида аниқлаш бўйича тадқиқотлар қуйида берилган.

```
Salt all data full set
"""salt2023.ipynb
import numpy as np
import pandas as pd
import math
import random
import matplotlib.pyplot as plt
# %matplotlib inline
# preprocessing
import sklearn
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, StandardScaler, MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV, StratifiedKFold, learning_curve, ShuffleSplit
from sklearn.model_selection import cross_val_predict as cvp
from sklearn import metrics
from sklearn.metrics import r2_score, mean_absolute_error, mean_squared_error, accuracy_score
# models
from sklearn.linear_model import LinearRegression, LogisticRegression, Perceptron, RidgeClassifier
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.svm import SVC, LinearSVC, SVR
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, GradientBoostingClassifier, ExtraTreesClassifier
from sklearn.ensemble import BaggingClassifier, AdaBoostClassifier, VotingClassifier
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.gaussian_process import GaussianProcessClassifier
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn import metrics
import xgboost as xgb
from xgboost import XGBClassifier
import lightgbm as lgb
from lightgbm import LGBMClassifier
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
salt_file_path = '/content/sallast123.csv'
salt_data = pd.read_csv(salt_file_path, sep = ",")
salt_data.describe()
#salt_data = salt_data.astype(float)
salt_data.dtypes
cv_n_split = 2
random_state = 0
test_train_split_part = 0.15
metrics_all = {1 : 'r2_score', 2: 'acc', 3 : 'rmse', 4 : 're'}
metrics_now = [1, 2, 3, 4] # you can only select some numbers of metrics from metrics_all
salt_data.columns
```

```
Index(['SaldegreeC', 'B1', 'B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7', 'B10', 'NDVI',
       'DVI', 'RVI', 'EVI', 'Cigreen', 'NNIR', 'GNDVI', 'GOSAVI', 'SAVI',
       'MSAVI', 'NDWI', 'OSAVI', 'ARVI', 'VARI', 'SCI', 'GVMI', 'NDSI',
       'SRSWIR', 'SBL', 'MSI', 'RDI', 'SI', 'SR'],
      dtype='object')
```

```
y = salt_data.SaldegreeC
salt_features = ['B1', 'B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6','B7','B10','NDVI','DVI','RVI','EVI','Cigreen', 'NNIR', 'GNDVI', 'GOSAVI', 'SAVI','MSAVI', 'NDWI', 'OSAVI', 'ARVI', 'VARI', 'SCI', 'GVMI', 'NDSI','SRSWIR', 'SBL', 'MSI', 'RDI', 'SI', 'SR']
```

```
X = salt_data[salt_features]
#X.describe()
y.describe()
```

```
count    247.000000
mean       2.445344
std        0.712867
min        2.000000
25%        2.000000
50%        2.000000
75%        3.000000
max        5.000000
Name: SaldegreeC, dtype: float64
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
train_X, val_X, train_y, val_y = train_test_split(X, y, random_state = 0)
cv_train = ShuffleSplit(n_splits=cv_n_split, test_size=test_train_split_part, random_state=random_state)
cross_valid_scores = {}
```

Алоҳида олинган бир модел қўлланилиши ва унинг натижаси DecisionTreeClassifier модели мисолида қуйида келтириб ўтилган.

decision_tree=DecisionTreeClassifier()

```
param_grid = {'min_samples_leaf': [i for i in range(2,10)]}
decision_tree_CV = GridSearchCV(decision_tree, param_grid=param_grid, cv=cv_train, verbose=False)
decision_tree_CV.fit(train_X, train_y)
print('-----')
print(f'Best parameters {decision_tree_CV.best_params_}')
print(
  f'Mean cross-validated accuracy score of the best_estimator: ' + \
   f'{decision_tree_CV.best_score_:.3f}')
cross_valid_scores['DecisionTreeClassifier'] = decision_tree_CV.best_score_
print('-----')
```

```
-----
Best parameters {'min_samples_leaf': 9}
Mean cross-validated accuracy score of the best_estimator: 0.643
-----
```

20 та модел учун олинга натижаларни эса қуйидаги расмда кўриш мумкин:

	cross_valid_score
LinearRegression	-0.181579
SVC	0.642857
LinearSVC	0.607143
MLPClassifier	0.089286
SGDClassifier	0.660714
DecisionTreeClassifier	0.642857
RandomForestClassifier	0.642857
xgboost	0.632432
lightgbm	0.567568
GradientBoostingClassifier	0.678571
RidgeClassifier	0.607143
BaggingClassifier	0.642857
ExtraTreesClassifier	0.642857
AdaBoostClassifier	0.660714
LogisticRegression	0.642857
KNeighborsClassifier	0.607143
GaussianNB	0.321429
Perceptron	0.339286
GaussianProcessClassifier	0.035714
VotingClassifier	0.660000

Юқорида кўрсатилганидек алгоритмлардан фойдаланган ҳолда таҳлил ишлари олиб борилганда энг юқори натижа (0.68) Gradient Boosting Classifier модели орқали олинганлигини кўриш мумкин. Ундан сўнгги натижалар (0.66) SGDC Classifier, Ada Boost Classifier Voting Classifier алгоритмлари орқали олинди. Gaussian Process Classifier алгоритмида энг паст натижа (0.03) қайд этилди. Linear Regression алгоритмида эса манфий натижа қайд қилинди.

Сўнгра тест учун ажратилган қисм орқали аниқлик даражаси таҳлил қилинди:

```
from sklearn.metrics import accuracy_score
y_pred = gradient_boosting_CV.predict(val_X)
accuracy_score(val_y, y_pred)
accuracy_score(val_y, y_pred, normalize=False)
```

Бунда 40 қиймати олинди ва бу ажратиб олинган қисмнинг катта қис-

ISSN 2181-0826 2/2024 y.

мини кўрсатиб, олинган ушбу натижанинг етарлича аниқлигини қайд қилди.

Ушбу таҳлиллар асосидаги энг яхши натижага эга моделни сақлаб қўйиш функцияларини бажардик.

```
pickle ёрдамида сақлаш
import pickle
filename = 'LR_model.pkl'
with open(filename, 'wb') as file:
pickle.dump(LR_model, file)
```

Ушбу сақланган модел ёрдамида маълумотлар базасига қўшилган янги маълумотлар бўйича тупроқ шўрланишини тезкор аниқлаш мумкин бўлади. Кейинги таҳлилларда ишлаб чиқилган моделлар қайта ўқитилиб, аниқроқ моделлар ишлаб чиқилиб, энг юқори аниқликка эга бўлган интеллектуал моделлар сақлаб қўйилиши ва кейинчалик фойдаланилиши мумкин.

Хулоса қилиб айтиш мумкинки, тупроқ ҳолатини сунъий интеллект технологиялари ёрдамида таҳлил қилиш истиқболли бўлиб, ишлаб чиқилган интеллектуал моделлар асосида тупроқ унумдорлик кўрсаткичларини турли аниқликларда башорат қилиш мумкин. Бу эса ўз навбатида тупроқ унумдорлик ҳолатини тезкор аниқлаш ва шу асосда тегишли агротехник тадбирларни самарали белгилаш имкониятларини яратади.

Фойдаланилган адабиётлар рўйхати:

1. McBratney, A.B., Santos, M.M., Minasny, B., 2003. On digital soil mapping. Geoderma 117, 3, 52.

2. Minasny, B., McBratney, A.B., Malone, B.P., Wheeler, I., 2013. Chapter one - digital mapping of soil carbon. In: Sparks, D.L. (Ed.), Advances in Agronomy. Academic Press, pp. 1, 47.

3. Hengl, T., Heuvelink, G.B., Kempen, B., Leenaars, J.G., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., de Jesus, J.M., Tamene, L., 2015. Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: random forests significantly improve current predictions. PLoS One 10, e0125814.

4. Malone, B.P., McBratney, A., Minasny, B., Laslett, G., 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. Geoderma 154 (1–2), 138, 152.

5. Lacoste, M., Minasny, B., McBratney, A., Michot, D., Viaud, V., Walter, C., 2014. High resolution 3D mapping of soil organic carbon in a heterogeneous agricultural landscape. Geoderma 213, 296, 311.

6. Wälder, K., Wälder, O., Rinklebe, J., Menz, J., 2008. Estimation of soil properties with geostatiscal methods in floodplains. Arch. Agron. Soil Sci. 54 (3), 275, 295.

7. Karunaratne, S., Bishop, T., Baldock, J., Odeh, I., 2014. Catchment scale mapping of measu reable soil organic carbon fractions. Geoderma 219, 14, 23.

8. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Sarmadian, F., Malone, B., 2014. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. Geoderma 213, 15, 28.

9. Pahlavan-Rad, M.R., Akbarimoghaddam, A., 2018. Spatial variability of soil texture fractions and pH in a flood plain (case study from eastern Iran). Catena 160, 275, 281.

10. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Kerry, R., 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. Geoderma 266, 98, 110.