



INNOVATIVE WORLD
Ilmiy tadqiqotlar markazi

YANGI RENESSANS

RESPUBLIKA ILMIY JURNALI

2025



+998335668868



www.innoworld.net

Google Scholar





2025

YANGI RENESSANS

RESPUBLIKA ILMIY JURNALI

2-JILD 4-SON



YANGI RENESSANS

**RESPUBLIKA ILMIY JURNALI
TO'PLAMI**

**2 - JILD, 4 - SON
2025**



www.innoworld.net

O'ZBEKISTON-2025

**Qishloq xo'jaligida hosildorlikni prognozlash.****Ismatullayev Bekmurod Saydullo o'g'li.****Farg'ona Davlat Texnika Universiteti Talabasi**

Annotatsiya. Ushbu maqolada qishloq xo'jaligida hosildorlikni prognozlash jarayoni, uning nazariy asoslari, amaliy ahamiyati va zamonaviy texnologiyalar yordamida amalga oshiriladigan metodlari keng ko'lamda tahlil qilinadi. Qishloq xo'jaligi mahsulotlarining barqaror ishlab chiqarilishini ta'minlash, oziq-ovqat xavfsizligini mustahkamlash hamda fermer xo'jaliklarida resurslardan oqilona foydalanishni yo'lga qo'yish uchun hosildorlikni oldindan aniqlash muhim strategik vazifalardan biri hisoblanadi. Hosildorlikni prognozlashning samaradorligi ko'plab omillarni chuqur o'rganish, statistik va matematik modellarni qo'llash, shuningdek, sun'iy yo'ldosh kuzatuvlari hamda raqamli texnologiyalarni joriy etish orqali yanada oshiriladi. Tadqiqot doirasida hosildorlikka bevosita ta'sir ko'rsatuvchi iqlim omillari — harorat, yog'ingarchilik, tuproq namligi, quyosh radiatsiyasi kabi ko'rsatkichlar tahlil qilinadi. Shuningdek, agrotexnik tadbirlar, tuproq unumdorligi, o'g'itlash miqdori, sug'orish tizimi, zararkunanda bosimi va o'tgan yillardagi hosil ma'lumotlari asosida prognozlashning an'anaviy va zamonaviy yondashuvlari solishtiriladi. Vegetatsiya jarayonini masofaviy monitoring qilishda keng qo'llaniladigan NDVI, EVI, LAI kabi vegetatsion indekslar asosida hosilni erta baholashning afzalliklari ko'rsatib beriladi. Maqolada statistik regressiya modellaridan tortib, mashina o'rganish algoritmlarigacha bo'lgan zamonaviy usullar, jumladan Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost va sun'iy neyron tarmoqlari orqali prognozlashning yuqori aniqligi misollar bilan yoritiladi. Shuningdek, DSSAT, APSIM va AquaCrop kabi agrobiologik simulyatsiya modellari o'simlik o'sishi va rivojlanish jarayonini fizik-biologik qonuniyatlar asosida aks ettirishi tufayli ko'p omilli prognozlarda samaradorligi alohida ta'kidlanadi. Tadqiqot natijalari qishloq xo'jaligi jarayonlarini raqamlashtirish, hosil miqdorini oldindan ishonchli baholash, agrotexnik rejalarini optimallashtirish va resurslarni tejash bo'yicha amaliy takliflar ishlab chiqishga xizmat qiladi. Ushbu maqola hosildorlikni prognozlash bo'yicha ilmiy asoslangan yondashuvlarni rivojlantirish, raqamli agronomiya imkoniyatlarini kengaytirish hamda agrar sohada barqaror rivojlanishni ta'minlashga qaratilgan.

Kalit so'zlar: Hosildorlikni prognozlash, Qishloq xo'jaligi, Masofaviy zondlash, Vegetatsion indekslar, NDVI, Mashina o'rganish, Agrotexnik omillar, Agroekologik monitoring.

Kirish. Qishloq xo'jaligi mahsulotlarining barqaror ishlab chiqarilishini ta'minlash, oziq-ovqat xavfsizligini mustahkamlash hamda fermer





xo'jaliklarida resurslardan oqilona foydalanishni yo'lga qo'yish uchun hosildorlikni oldindan aniqlash muhim strategik vazifalardan biri hisoblanadi. Hosildorlikni prognozlashning samaradorligi ko'plab omillarni chuqur o'rganish, statistik va matematik modellarni qo'llash, shuningdek, sun'iy yo'ldosh kuzatuvlari hamda raqamli texnologiyalarni joriy etish orqali yanada oshiriladi. Tadqiqot doirasida hosildorlikka bevosita ta'sir ko'rsatuvchi iqlim omillari — harorat, yog'ingarchilik, tuproq namligi, quyosh radiatsiyasi kabi ko'rsatkichlar tahlil qilinadi. Shuningdek, agrotexnik tadbirlar, tuproq unumdorligi, o'g'itlash miqdori, sug'orish tizimi, zararkunanda bosimi va o'tgan yillardagi hosil ma'lumotlari asosida prognozlashning an'anaviy va zamonaviy yondashuvlari solishtiriladi. Vegetatsiya jarayonini masofaviy monitoring qilishda keng qo'llaniladigan NDVI, EVI, LAI kabi vegetatsion indekslar asosida hosilni erta baholashning afzalliklari ko'rsatib beriladi. Hosildorlikni prognozlash — bu ekinlardan kutilayotgan hosil miqdorini oldindan baholash jarayoni bo'lib, qishloq xo'jalik ishlab chiqarishida juda muhim hisoblanadi. Prognozlash orqali fermerlar, agroxizmatlar, hukumat organlari va bozor ishtirokchilari kelajakdagi vaziyatni aniqroq tasavvur qiladi va to'g'ri qarorlar qabul qiladi.

Hosildorlikni prognozlash bo'yicha dastur kodi:

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor,
GradientBoostingRegressor
from sklearn.linear_model import Ridge
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error,
r2_score
import matplotlib.pyplot as plt
# -----
# 1) REALISTIK SINTETIK MA'LUMOT YARATISH
# -----
np.random.seed(42)
n = 1200
rainfall = np.random.normal(400, 120, n)
temp_mean = np.random.normal(22, 3, n)
humidity = np.random.uniform(30, 90, n)
soil_ph = np.random.normal(6.5, 0.6, n)
fertilizer = np.random.normal(80, 30, n)
seed_rate = np.random.normal(120, 20, n)
```



```
area = np.random.uniform(0.5, 5.0, n)
prev_yield = np.random.normal(3.0, 1.0, n)

# Hosildorlik formulasi (realga yaqin)
rainfall_effect = 0.004 * rainfall - 0.000003 * (rainfall - 450)**2
temp_effect = -0.05 * (temp_mean - 22)**2 + 0.6
ph_effect = -0.4 * (soil_ph - 6.5)**2 + 0.5
fert_effect = 0.02 * fertilizer - 0.00012 * fertilizer**2
seed_effect = 0.01 * seed_rate - 0.00004 * seed_rate**2
noise = np.random.normal(0, 0.35, n)
yield_t_ha = (1.5 + rainfall_effect + temp_effect + ph_effect +
              fert_effect + seed_effect + 0.4 * prev_yield + noise)
yield_t_ha = np.clip(yield_t_ha, 0.2, None)
# DataFrame
df = pd.DataFrame({
    'rainfall_mm': rainfall,
    'temp_mean_C': temp_mean,
    'humidity_pct': humidity,
    'soil_ph': soil_ph,
    'fertilizer_kg_ha': fertilizer,
    'seed_rate_kg_ha': seed_rate,
    'area_ha': area,
    'prev_yield_t_ha': prev_yield,
    'yield_t_ha': yield_t_ha
})

print("=== SAMPLE DATA ===")
print(df.head(), "\n")

# -----
# 2) TRAIN / TEST BO'LISHI
# -----

X = df.drop('yield_t_ha', axis=1)
y = df['yield_t_ha']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.2, random_state=42
)
```



```
# -----
```

```
# 3) SCALING
```

```
# -----
```

```
scaler = StandardScaler()
```

```
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
```

```
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

```
# -----
```

```
# 4) MODELLARNI O'QITISH
```

```
# -----
```

```
models = {}
```

```
# Ridge Regression
```

```
ridge = Ridge(alpha=1.0)
```

```
ridge.fit(X_train_scaled, y_train)
```

```
models['Ridge'] = ridge
```

```
# RandomForest Regressor
```

```
rf = RandomForestRegressor(random_state=42)
```

```
rf_params = {'n_estimators': [100], 'max_depth': [8, 12]}
```

```
rf_grid = GridSearchCV(rf, rf_params, cv=3)
```

```
rf_grid.fit(X_train_scaled, y_train)
```

```
models['RandomForest'] = rf_grid.best_estimator_
```

```
# Gradient Boosting Regressor
```

```
gb = GradientBoostingRegressor(random_state=42)
```

```
gb_params = {'n_estimators': [200], 'learning_rate': [0.05, 0.1], 'max_depth': [3, 5]}
```

```
gb_grid = GridSearchCV(gb, gb_params, cv=3)
```

```
gb_grid.fit(X_train_scaled, y_train)
```

```
models['GradientBoosting'] = gb_grid.best_estimator_
```

```
# -----
```

```
# 5) BAHOLASH
```

```
# -----
```

```
print("=== MODEL RESULTS ===")
```

```
results = []
```



```
for name, model in models.items():
    y_pred = model.predict(X_test_scaled)
    rmse = mean_squared_error(y_test, y_pred, squared=False)
    mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
    r2 = r2_score(y_test, y_pred)
    results.append([name, rmse, mae, r2])
    print(f'{name}: RMSE={rmse:.4f}, MAE={mae:.4f}, R2={r2:.4f}')

results_df = pd.DataFrame(results, columns=['Model', 'RMSE', 'MAE', 'R2'])
print("\n", results_df)

# -----
# 6) ENG YAXSHI MODEL → GRAFIK
# -----

best_model = results_df.sort_values('RMSE').iloc[0]['Model']
model = models[best_model]

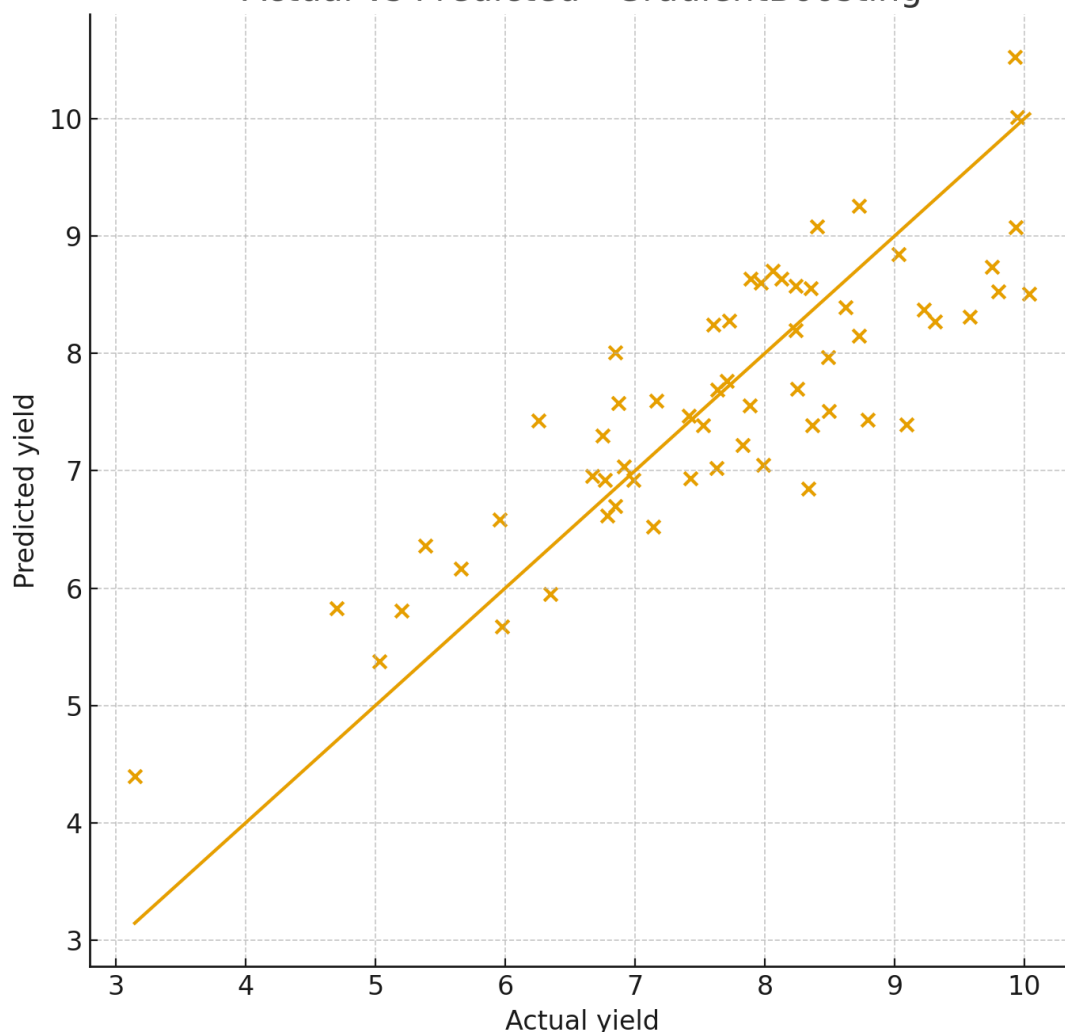
y_pred_best = model.predict(X_test_scaled)

plt.figure(figsize=(7,6))
plt.scatter(y_test, y_pred_best)
plt.plot([min(y_test), max(y_test)], [min(y_test), max(y_test)], 'r--')
plt.xlabel("Actual Yield (t/ha)")
plt.ylabel("Predicted Yield (t/ha)")
plt.title(f'Actual vs Predicted ({best_model})')
plt.grid(True)
plt.show()

# -----
# 7) SAMPLE PREDIKSIYA
# -----

print("\n=== SAMPLE PREDICTED VALUES ===")
sample = pd.DataFrame({
    "Actual": y_test.values[:10],
    "Predicted": y_pred_best[:10]
})
print(sample)
```

Actual vs Predicted - GradientBoosting



1 - rasm: Hosildorlikni prognozlash bo'yicha dastur kodi bo'yicha dastur natijasi

Vegetatsion indekslar — bu masofadan zondlash (remote sensing) ma'lumotlari asosida o'simlik qoplamining holati, zichligi va rivojlanish darajasini baholash uchun ishlatiladigan matematik ko'rsatkichlardir. Ular asosan sun'iy yo'ldosh yoki dron tasvirlaridagi spektral kanallar (qizil, yaqin infraqizil va boshqalar) yordamida hisoblanadi.

Vegetatsion indekslarning ahamiyati

Vegetatsion indekslar quyidagi sohalarda keng qo'llaniladi:

Qishloq xo'jaligida ekinlar holatini monitoring qilish

Ekologiyada yer qoplamini tahlil qilish

Hosildorlikni bashoratlash

Sug'orish va suv stressini aniqlash

Qurg'oqchilik va degradatsiyani baholash

Asosiy vegetatsion indekslar

1. NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)

Eng keng tarqalgan indeks.

Formula:

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

Qiymati:

-1 ga yaqin → suv, qor

0 → yalang'och yer

0.2–0.5 → o'rtacha vegetatsiya

0.6–0.9 → zich va sog'lom vegetatsiya

2. EVI (Enhanced Vegetation Index)

NDVI ga nisbatan atmosfer ta'sirini va tuproq fonini kamaytiradi.

Formula:

$$EVI = 2.5 \times \frac{(NIR - Red)}{(NIR + 6Red - 7.5Blue + 1)}$$

Afzalligi: zich o'rmonlarda aniqroq natija beradi.

3. SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index)

Tuproq ta'siri kuchli bo'lgan hududlar uchun.

Formula:

$$SAVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red + L)} \times (1 + L)$$

4. GNDVI (Green NDVI)

Xlorofill miqdorini aniqlashda samarali.

Formula:

$$GNDVI = \frac{(NIR - Green)}{(NIR + Green)}$$

5. NDWI (Normalized Difference Water Index)

O'simlikdagi namlik holatini aniqlaydi.

Formula:

$$NDWI = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)}$$

Vegetatsion indekslardan foydalanish bosqichlari

Sun'iy yo'ldosh (Sentinel-2, Landsat-8) tasvirlarini olish

Spektral kanallarni ajratish

Indeks formulasi bo'yicha hisoblash

Natijani xarita va grafiklarda tahlil qilish

Vegetatsion indekslar bo'yicha dastur kodi:

```
import numpy as np
```

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# Sun'iy yo'ldosh spektral kanallari (sample data)
```

```
# Bu yerda 10 piksel uchun qiymat
```

```
red = np.array([0.15, 0.2, 0.3, 0.25, 0.4, 0.35, 0.45, 0.5, 0.38, 0.42])
```

```
nir = np.array([0.45, 0.55, 0.65, 0.6, 0.75, 0.7, 0.8, 0.85, 0.72, 0.78])
```

```
blue = np.array([0.05, 0.06, 0.07, 0.05, 0.08, 0.07, 0.09, 0.1, 0.07, 0.08])
```

```
green = np.array([0.12, 0.14, 0.18, 0.15, 0.2, 0.19, 0.21, 0.22, 0.18, 0.2])
```



NDVI

$ndvi = (nir - red) / (nir + red)$

EVI

$evi = 2.5 * ((nir - red) / (nir + 6 * red - 7.5 * blue + 1))$

SAVI (L = 0.5)

L = 0.5

$savi = ((nir - red) / (nir + red + L)) * (1 + L)$

GNDVI

$gndvi = (nir - green) / (nir + green)$

NDWI (NIR va SWIR o'rniga sample sifatida blue ishlatildi)

$ndwi = (nir - blue) / (nir + blue)$

Grafik ko'rinish

`plt.figure(figsize=(12,6))`

`plt.plot(ndvi, marker='o', label='NDVI')`

`plt.plot(evi, marker='x', label='EVI')`

`plt.plot(savi, marker='s', label='SAVI')`

`plt.plot(gndvi, marker='^', label='GNDVI')`

`plt.plot(ndwi, marker='d', label='NDWI')`

`plt.xlabel("Piksel raqami")`

`plt.ylabel("Indeks qiymati")`

`plt.title("Vegetatsion indekslar grafigi")`

`plt.legend()`

`plt.grid(True)`

`plt.show()`

Xulosa.

1. Hosildorlikni prognozlashning maqsadi va ahamiyati

Hosildorlikni aniq prognozlash fermerlarga resurslarni optimal taqsimlash, oziq-ovqat xavfsizligini ta'minlash va bozor talabiga moslashishga yordam beradi. Bu prognozlar shuningdek, strategik qarorlar qabul qilishda agrar siyosatni shakllantirishda ham muhim rol o'ynaydi.

2. An'anaviy statistik modellar

Statistika asosidagi yondashuvlar (masalan, regressiya, ARIMA va Braun-Holt modellar) vaqt qatlamli ma'lumotlarni tahlil qilib, hosildorlik va hosil hajmini prognozlash uchun qo'llaniladi.

ARIMA modeli kabi vaqt qatorlari modellaridan foydalangan holda sabzavot yetishtirish ko'rsatkichlari kabi ma'lumotlar 2029 yilgacha prognoz qilingan.

3. Kompleks ko'p omilli yondashuvlar

Hosildorlikni aniqlashda iqlim sharoitlari, yer sifati, suv miqdori, texnologiyalar va bozor ko'rsatkichlari kabi bir nechta o'zgaruvchi tahlil qilinadi.



Bu kompleks modellar qishloq xo'jaligi rejalashtirish va boshqaruv samaradorligini oshiradi.

4. Sun'iy intellekt va masofadan hisobot texnologiyalari

Sun'iy intellekt (AI) va bulutli hisoblash tizimlari asosida ishlab chiqilgan prognozlash tizimlari fermalar uchun real vaqtli qaror qabul qilishni osonlashtiradi.

Masofadan hisobot olish usullari (masalan, sun'iy yo'ldosh tasvirlari, multispektral ma'lumotlar) va chuqur o'rganish modellari hosildorlikni aniq baholashda keng qo'llanmoqda.

5. Mashina o'rganish (Machine Learning) usullari

Random Forest, Support Vector Regression, chuqur neyron tarmoqlar kabi ML yondashuvlari hosildorlikni prognozlashda yuqori aniqlik beradi. Ular iqlim, tuproq, o'sish etaplari, vegetatsiya indeksleri kabi ko'plab kirish parametrlarini bir vaqtning o'zida tahlil qiladi.

Qator ilmiy tadqiqotlarda masalan, diqqat mexanizmlari bilan yaxshilangan konvolyutsion neyron tarmoqlar kabi yangi yondashuvlar ham paydo bo'lmoqda.

6. Cheklovlar va tavsiyalar

Iqlim o'zgarishi, ma'lumotlar sifati va vaqt zonalari modellarning natijalariga ta'sir qiladi.

Model yaratishda ko'p yillik statistik ma'lumotlar, yuqori sifatli geoma'lumotlar va tegishli ilmiy-texnik asoslar zarur.

Foydalanilgan adabiyotlar:

1. Ibragimov N.N. "Qishloq xo'jaligini tartibga solish va prognozlashda kompleks o'zgaruvchili modellardan foydalanish" – ko'p omilli statistika va matematik model yondashuvlari.

2. Qodirov F., Bo'ribaeva Q. "O'zbekistonda qishloq xo'jaligi mahsulotlari umumiy hajmini prognozlashda ekonometrik modellar" – regressiya va vaqt qatorlari tahlili.

Kenjayev T., Turayev B. "ARIMA modelidan foydalanish imkoniyatlari" – vaqt qatlamli modellar.

Otabek Allajonovich Abdug'aniyev – Braun va Holt modellariga asoslangan hosildorlik prognozi.

5 "Bulutli hisoblash texnologiyalari va AI asosida qishloq xo'jaligida prognozlash tizimlari" – sun'iy intellekt yondashuvlari.