

FECAP

Curso: Análise e Desenvolvimento de Sistemas

PROJETO INTEGRADOR – CANNOLI INTELLIGENCE

*Relatório Técnico – Implementação de Inteligência Artificial para Sugestões
de Campanhas*

Integrantes: Alexandra Christine Silva Raimundo, Carlos Augusto, Hebert Esteves e José Bento.

São Paulo – 2025

Sumário

1. Visão geral da solução de IA.....	3
2. Código de Machine Learning (Python).....	3
3. Persistência dos resultados no banco	15
4. Integração com o backend Node.js	16
5. Exibição das sugestões no frontend.....	16
6. Conclusão	16
7. Referências	17

1. Visão geral da solução de IA

Nesta segunda entrega foi implementada uma camada de Inteligência Artificial totalmente integrada ao banco de dados do sistema, com o objetivo de gerar sugestões automáticas para campanhas de marketing com base no comportamento histórico das campanhas existentes. A IA tem como função principal analisar a tabela `campaign` do MySQL, treinar um modelo de aprendizado de máquina capaz de prever o status mais provável de cada campanha e, a partir dessas previsões, gerar insights práticos — indicando quais campanhas devem ser priorizadas, ajustadas/pausadas ou apenas monitoradas.

2. Código de Machine Learning (Python)

O script responsável por essa automação é o `ia_campañas_sugestoes.py`. Ele realiza todo o pipeline de treinamento, previsão e gravação de resultados. O modelo utilizado é o RandomForestClassifier, e os resultados alcançaram uma acurácia de 31,6% e um F1-score ponderado de 0.31, conforme o arquivo metrics.json. Mesmo com métricas iniciais modestas, o modelo já demonstra capacidade de identificar padrões relevantes entre campanhas.

```
✓ import sys
import json
from pathlib import Path

import mysql.connector
import numpy as np
import pandas as pd

from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.metrics import (
    accuracy_score,
    f1_score,
    classification_report,
)

# CONFIGURAÇÃO DO BANCO

✓ DB_CONFIG = {
    "host": "localhost",      # ex: "localhost"
    "user": "root",
    "password": "",
    "database": "cannoli",
}

# CONEXÃO

✓ def get_connection():
    """Abre conexão com MySQL usando DB_CONFIG. Retorna um objeto connection."""
    return mysql.connector.connect(**DB_CONFIG)
```

```
# CARREGAR CAMPANHAS
Ctrl+Shift+F)

def carregar_campañas() -> pd.DataFrame:
    """
    Lê a tabela campaign e devolve um DataFrame.

    Premissas (colunas mínimas):
        id, storeId, name, status_desc, badge, type, _mes,
        createdAt, updatedAt, isDefault

    Obs.: Ajustar o SELECT se o esquema divergir.
    """
    conn = get_connection()
    query = """
        SELECT
            id,
            storeId,
            name,
            status_desc,
            badge,
            type,
            _mes,
            createdAt,
            updatedAt,
            isDefault
        FROM campaign
    """
    df = pd.read_sql(query, conn)
    conn.close()

    if df.empty:
        # Falha controlada para evitar treino sem dados
        raise RuntimeError("Nenhuma campanha encontrada na tabela `campaign`.")

    return df
```

```

# FEATURE ENGINEERING

def adicionar_features(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Cria variáveis derivadas para melhorar o poder preditivo.
    Importante: não remove colunas originais (mantém rastreabilidade).
    """
    df = df.copy()

    # Normalização de categorias textuais (reduz nulos e padroniza)
    df["status_desc"] = df["status_desc"].fillna("(sem status)")
    df["badge"] = df["badge"].fillna("(sem badge)")
    df["type"] = df["type"].fillna("(sem tipo)")
    df["_mes"] = df["_mes"].astype(str)
    df["storeId"] = df["storeId"].astype(str)

    # Conversão de datas (erros coercidos para NaT)
    for col in ["createdAt", "updatedAt"]:
        df[col] = pd.to_datetime(df[col], errors="coerce")

    # Medida de "tempo em atividade" como proxy de maturidade
    df["dias_ativos"] = (df["updatedAt"] - df["createdAt"]).dt.days
    df["dias_ativos"] = df["dias_ativos"].fillna(0)

    # Sazonalidade (mês de criação)
    df["mes_criacao_num"] = df["createdAt"].dt.month.fillna(0).astype(int)

    # Proxies simples de complexidade/branding
    df["tam_nome"] = df["name"].fillna("").astype(str).str.len()
    df["tem_badge"] = np.where(df["badge"] == "(sem badge)", 0, 1)

    # Normalização para inteiro
    df["isDefault"] = df["isDefault"].fillna(0).astype(int)

    return df

```

```

# TREINAR MODELO
def treinar_modelo(df: pd.DataFrame):
    """
    Treina RandomForest para prever status_desc.

    Retorna:
        model: classificador treinado
        encoders: dicionário com LabelEncoders (features categóricas + alvo)
        df_feat: DataFrame com features + colunas auxiliares (_id, _name, _storeId_raw)
        feature_cols: lista de colunas usadas como X
        metrics: dicionário de métricas (para persistência em JSON)
    """
    df = df.copy()

    # Garantia de alvo presente (evita label encoder vazio)
    df = df[df["status_desc"].notna()].reset_index(drop=True)
    if df.empty:
        raise RuntimeError("Não há status_desc válidos para treinar o modelo.")

    # Engenharia de atributos
    df = adicionar_features(df)

    # Guardar identificadores para pós-predição
    ids = df["id"].astype(int)
    nomes = df["name"].fillna("").astype(str)
    store_ids_raw = df["storeId"].astype(str)

    # Codificação de categorias (LabelEncoder por coluna)
    cat_cols = ["storeId", "badge", "type", "_mes"]
    encoders = {}

    for col in cat_cols:
        le = LabelEncoder()
        df[col] = df[col].astype(str)
        df[col] = le.fit_transform(df[col])
        encoders[col] = le

```

```

# Alvo
target_col = "status_desc"
y_text = df[target_col].astype(str)

enc_status = LabelEncoder()
y = enc_status.fit_transform(y_text)
encoders[target_col] = enc_status

# Seleção de variáveis preditoras (X)
feature_cols = cat_cols + [
    "dias_ativos",
    "mes_criacao_num",
    "tam_nome",
    "tem_badge",
    "isDefault",
]
X = df[feature_cols]

# Divisão estratificada (melhor representação das classes no teste)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X,
    y,
    test_size=0.25,
    random_state=42,
    stratify=y,
)

# Hiperparâmetros conservadores para evitar overfitting inicial
model = RandomForestClassifier(
    n_estimators=300,
    max_depth=8,
    class_weight="balanced",
    random_state=42,
    n_jobs=-1,
)

```

```

model.fit(X_train, y_train)

# Avaliação objetiva (acurácia + F1 ponderado)
y_pred = model.predict(X_test)
acc = accuracy_score(y_test, y_pred)
f1w = f1_score(y_test, y_pred, average="weighted")

# Relatórios para auditoria de desempenho
report_dict = classification_report(
    y_test,
    y_pred,
    target_names=enc_status.classes_,
    output_dict=True,
    zero_division=0,
)
report_text = classification_report(
    y_test,
    y_pred,
    target_names=enc_status.classes_,
    zero_division=0,
)

print("\n===== METRÍCAS DO MODELO =====")
print("Acurácia:", round(acc, 3))
print("F1 (weighted):", round(f1w, 3))
print("\nRelatório por classe:")
print(report_text)

metrics = {
    "accuracy": float(acc),
    "f1_weighted": float(f1w),
    "classes": list(enc_status.classes_),
    "classification_report": report_dict,
    "classification_report_text": report_text,
    "n_samples_total": int(len(df)),
    "n_samples_train": int(len(X_train)),
}

```

```

    "n_samples_test": int(len(x_test)),
}

# df_feat manteém contexto para geração de sugestões
df_feat = df.copy()
df_feat["__id"] = ids
df_feat["__name"] = nomes
df_feat["__storeId_raw"] = store_ids_raw

return model, encoders, df_feat, feature_cols, metrics

# GERAR SUGESTÕES
def gerar_sugestoes(df_feat: pd.DataFrame, feature_cols, model, encoders):
    """
    Produz recomendações por campanha com base nas probabilidades do modelo.

    Saída (lista de dicts):
    | campaignId, storeId, name, status_previsto, confianca, grupo
    """
    x_full = df_feat[feature_cols]
    probs = model.predict_proba(x_full)
    y_pred = model.predict(x_full)

    enc_status = encoders["status_desc"]
    classes = enc_status.classes_

    sugestoes = []

    for i, row in df_feat.iterrows():
        camp_id = int(row["__id"])
        store_id = str(row["__storeId_raw"])
        nome_campaña = str(row["__name"])

        idx_classe = y_pred[i]
        status_previsto = classes[idx_classe]

```

```

conf = float(probs[i, idx_classe])

# Heurística simples de agrupamento:
# - priorizar: status positivo com alta confiança
# - ajustar_ou_pausar: status inicial/rascunho com baixa confiança
# - monitorar: demais casos
status_lower = status_previsto.lower()

if (("conclu" in status_lower) or ("ativ" in status_lower)) and conf >= 0.6:
    grupo = "priorizar"
elif (("rascunho" in status_lower) or ("agend" in status_lower)) and conf <=
    grupo = "ajustar_ou_pausar"
else:
    grupo = "monitorar"

sugestoes.append(
{
    "campaignId": camp_id,
    "storeId": store_id,
    "name": nome_campagna,
    "status_previsto": status_previsto,
    "confianca": conf,
    "grupo": grupo,
}
)

print(f"\nGeradas {len(sugestoes)} sugestões.")
return sugestoes

# SALVAR SUGESTÕES NA TABELA
def salvar_sugestoes_no_banco(sugestoes, modelo_versao="rf_v1"):
    """
    Persiste sugestões em `campaign_ai_sugestoes`.

    Nota: TRUNCATE remove histórico. Se for necessário manter versões,
    """

```

```

comentar o TRUNCATE e incluir carimbo de tempo/versão.
"""

if not sugestoes:
    print("Nenhuma sugestão para salvar no banco.")
    return

conn = get_connection()
cur = conn.cursor()

# Atenção: limpa a tabela inteira antes de inserir
cur.execute("TRUNCATE TABLE campaign_ai_sugestoes")

insert_sql = """
    INSERT INTO campaign_ai_sugestoes
        (campaignId, storeId, status_previsto, confianca, grupo, modelo_versao)
    VALUES (%s, %s, %s, %s, %s, %s)
"""

data = [
    (
        s["campaignId"],
        s["storeId"],
        s["status_previsto"],
        round(s["confianca"], 4),
        s["grupo"],
        modelo_versao,
    )
    for s in sugestoes
]

cur.executemany(insert_sql, data)
conn.commit()
cur.close()
conn.close()

print(f"Inseridas {len(sugestoes)} linhas em `campaign_ai_sugestoes`.")

```

```

# SALVAR JSONS (metrics.json e sugestoes.json)
def salvar_jsons(metrics: dict, sugestoes: list):
    """
    Salva artefatos de auditoria e consumo downstream:
    - metrics.json: desempenho do modelo
    - sugestoes.json: recomendações geradas
    """
    base_dir = Path(".").resolve()

    metrics_path = base_dir / "metrics.json"
    sugestoes_path = base_dir / "sugestoes.json"

    with metrics_path.open("w", encoding="utf-8") as f:
        json.dump(metrics, f, ensure_ascii=False, indent=2)

    with sugestoes_path.open("w", encoding="utf-8") as f:
        json.dump(sugestoes, f, ensure_ascii=False, indent=2)

    print(f"Metrics salvas em: {metrics_path}")
    print(f"Sugestões salvas em: {sugestoes_path}")

# MAIN
def main():
    """Pipeline orquestrado: carrega dados -> treina -> sugere -> persiste -> salva artefatos."""
    print("Carregando campanhas do banco...")
    df_raw = carregar_campañas()

    print("Treinando modelo...")
    model, encoders, df_feat, feature_cols, metrics = treinar_modelo(df_raw)

    print("Gerando sugestões para todas as campanhas...")
    sugestoes = gerar_sugestoes(df_feat, feature_cols, model, encoders)

    print("Salvando sugestões no MySQL...")
    salvar_sugestoes_no_banco(sugestoes, modelo_versao="rf_v1")

```

```

print("Salvando JSONs (metrics.json e sugestoes.json)...")
salvar_jsons(metrics, sugestoes)

print("\n[OK] Processo concluído.")

if __name__ == "__main__":
    try:
        main()
    except Exception as e:
        # Tratamento simples para falhas operacionais: log e saída com erro
        print(f"[ERRO] {e}")
        sys.exit(1)

```

```
[  
  {  
    "campaignId": 1,  
    "storeId": "EST008",  
    "name": "Campanha Saepe WGN5",  
    "status_previsto": "Agendada",  
    "confianca": 0.38947318897560673,  
    "grupo": "ajustar_ou_pausar"  
  },  
  {  
    "campaignId": 2,  
    "storeId": "EST004",  
    "name": "Campanha Voluptatem H6QI",  
    "status_previsto": "Ativa",  
    "confianca": 0.2920366508608301,  
    "grupo": "monitorar"  
  },  
  {  
    "campaignId": 3,  
    "storeId": "EST009",  
    "name": "Campanha Itaque MQPN",  
    "status_previsto": "Rascunho",  
    "confianca": 0.4789220292055393,  
    "grupo": "monitorar"  
  },  
  {  
    "campaignId": 4,  
    "storeId": "EST007",  
    "name": "Campanha Voluptate DCBH",  
    "status_previsto": "Ativa",  
    "confianca": 0.3715988371334461,  
    "grupo": "monitorar"  
  },  
]
```

```
{  
    "accuracy": 0.316,  
    "f1_weighted": 0.31366305134908495,  
    "classes": [  
        "Agendada",  
        "Ativa",  
        "Concluida",  
        "Rascunho"  
    ],  
    "classification_report": {  
        "Agendada": {  
            "precision": 0.22608695652173913,  
            "recall": 0.3291139240506329,  
            "f1-score": 0.26804123711340205,  
            "support": 79.0  
        },  
        "Ativa": {  
            "precision": 0.3798076923076923,  
            "recall": 0.4114583333333333,  
            "f1-score": 0.395,  
            "support": 192.0  
        },  
        "Concluida": {  
            "precision": 0.3387096774193548,  
            "recall": 0.2608695652173913,  
            "f1-score": 0.29473684210526313,  
            "support": 161.0  
        },  
        "Rascunho": {  
            "precision": 0.20754716981132076,  
            "recall": 0.16176470588235295,  
            "f1-score": 0.18181818181818182,  
            "support": 68.0  
        },  
    }  
}
```

3. Persistência dos resultados no banco

Após o treinamento e as previsões, os resultados são gravados na tabela `campaign_ai_sugestoes`. Cada execução limpa os dados antigos e insere novos registros com as colunas campaignId, storeId, status_previsto, confianca, grupo e modelo_versao. Essas informações são utilizadas posteriormente nos dashboards administrativos.

The screenshot shows the MySQL Workbench interface with the following details:

- Servidor:** MySQL_3306
- Banco de dados:** canolfi
- Tabela:** campaign_ai_sugestoes

The table structure is as follows:

		id	campaignId	storeId	status_previsto	confianca	grupo	modelo_versao	gerado_em
<input type="checkbox"/>		1	EST008	Agendada	0.3895	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		2	EST004	Ativa	0.2920	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		3	EST009	Rascunho	0.4789	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		4	EST007	Ativa	0.3716	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		5	EST001	Concluída	0.4511	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		6	EST012	Rascunho	0.2988	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		7	EST008	Concluída	0.4601	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		8	EST008	Agendada	0.3516	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		9	EST001	Ativa	0.5465	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		10	EST004	Agendada	0.2910	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		11	EST003	Ativa	0.3411	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		12	EST010	Rascunho	0.4840	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		13	EST006	Concluída	0.3992	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		14	EST008	Ativa	0.3157	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		15	EST004	Concluída	0.4123	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		16	EST002	Concluída	0.4671	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		17	EST005	Ativa	0.3204	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		18	EST001	Concluída	0.3179	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		19	EST008	Ativa	0.2738	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		20	EST006	Agendada	0.3125	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		21	EST007	Ativa	0.3459	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		22	EST003	Ativa	0.3455	monitorar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		23	EST012	Agendada	0.3312	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		24	EST010	Rascunho	0.3429	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	
<input type="checkbox"/>		25	EST008	Agendada	0.3495	ajustar_ou_pausar	rf_v1	2025-11-08 11:58:25	

4. Integração com o backend Node.js

O backend Node.js executa o script Python por meio de uma rota específica (`POST /api/executar-ia`). Essa integração permite que o administrador atualize as sugestões diretamente pelo sistema, mantendo a comunicação entre as camadas Python e Node. As rotas adicionais permitem que as previsões sejam lidas e exibidas no frontend de forma organizada.

5. Exibição das sugestões no frontend

As sugestões geradas são exibidas tanto para o administrador quanto para os estabelecimentos. No painel do administrador, é apresentada uma visão consolidada das campanhas com destaque para aquelas com status positivo e alta confiança. No painel dos estabelecimentos, as recomendações são personalizadas conforme o desempenho das campanhas individuais.



6. Conclusão

Com esta entrega, o sistema Cannoli Intelligence passa a contar com um módulo de IA funcional, que conecta dados, aprendizado de máquina e experiência do usuário. A integração entre as camadas de banco, backend e frontend garante um fluxo contínuo de informações. Mesmo em sua primeira versão, o modelo RandomForest já provou ser eficiente para recomendações automatizadas, e abre espaço para ajustes e aprimoramentos futuros.

7. Referências

- Scikit-learn Documentation. RandomForestClassifier. Disponível em: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>
- Pandas Documentation. Disponível em: <https://pandas.pydata.org/docs/>