

Aplicação WEB para Cálculo de Evapotranspiração de Referência com Redes Neurais Artificiais

Pedro Hernesto Pissetti Venzke*, Adriana Postal* and Josué Pereira de Castro*

*Curso de Ciência da Computação, Universidade Estadual do Oeste do Paraná - Unioeste, Cascavel, PR,
{pedro.venzke, adriana.postal, josue.castro}@unioeste.br
Telefone: +55 45 99107-8732

Abstract—This paper presents the development of the IrrigAI platform, a web application for estimating the reference evapotranspiration (ET_0) using Artificial Neural Networks. Two different models - ANN9 (8 variables) and ANN10 (4 variables) - showed high accuracy (Mean Absolute Error ≤ 0.02 mm/day) even with limited meteorological data. The platform has advanced features such as secure geolocation, automatic calculation of the Julian day, crop selection with automatic crop coefficient application, integrated display of ET_0 and irrigation depth, and anonymous usage metrics. The solution has been implemented on a scalable architecture (Flask/Nginx/Gunicorn) and validated with real data, providing broad access to precision agriculture technologies.

Keywords—Water Management; Irrigation; Precision Agriculture

Resumo—Este artigo apresenta o desenvolvimento da plataforma IrrigAI, aplicação web para estimativa da evapotranspiração de referência (ET_0) utilizando Redes Neurais Artificiais. Dois modelos distintos - RNA9 (8 variáveis) e RNA10 (4 variáveis) - mostraram alta precisão (Erro Médio Absoluto $\leq 0,02$ mm/dia) mesmo com dados meteorológicos limitados. A plataforma integra funcionalidades avançadas como geolocalização segura, cálculo automático de dia juliano, seleção de culturas com aplicação do Coeficiente de Cultura, exibição conjunta de ET_0 e lâmina de irrigação, e métricas anônimas de uso. Implementada em arquitetura escalável (Flask/Nginx/Gunicorn) e validada com dados reais, a solução oferece acesso democrático a tecnologias de agricultura de precisão.

Palavras-chave—Manejo Hídrico; Irrigação; Agricultura de Precisão

I. INTRODUÇÃO

A estimativa confiável da evapotranspiração de referência (ET_0) é importante para o manejo hídrico eficiente na agricultura, especialmente em contextos de escassez hídrica e crescente demanda por sustentabilidade [1]. Conceitualmente, a evapotranspiração compreende a soma da evaporação da água do solo com a transpiração vegetal [1]. Historicamente, o interesse por processos relacionados ao ciclo hidrológico

remonta às civilizações antigas [2], porém apenas nas últimas décadas consolidaram-se métodos de cálculo mais acurados. Tradicionalmente, a equação de Penman-Monteith [1] tem sido o padrão-ouro para essas estimativas, embora sua aplicação exija um extenso conjunto de dados meteorológicos, frequentemente indisponíveis em regiões com infraestrutura limitada.

A ET_0 é calculada pela equação de Penman-Monteith [1], mostrada na Equação 1.

$$ET_0 = \frac{0,408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0,34 u_2)} \quad (1)$$

onde:

- ET_0 é a evapotranspiração de referência (mm/dia);
- Δ é a inclinação da curva de pressão de vapor de saturação (kPa/°C);
- R_n é a radiação líquida na superfície do cultivo (MJ/m²/dia);
- G é o fluxo de calor no solo (MJ/m²/dia);
- γ é a constante psicrométrica (kPa/°C);
- T é a temperatura média do ar (°C);
- u_2 é a velocidade do vento a 2 metros de altura (m/s);
- e_s é a pressão de vapor de saturação (kPa);
- e_a é a pressão de vapor atual (kPa).

Os recentes avanços em Inteligência Artificial (IA), particularmente em aprendizado de máquina, oferecem novas abordagens para superar limitações dos métodos tradicionais [3]. Dentre essas alternativas, destacam-se as Redes Neurais Artificiais (RNAs), capazes de modelar relações complexas entre variáveis climáticas com menor dependência de dados extensivos. Essa característica torna as RNAs especialmente promissoras para agricultores de pequeno porte e regiões com restrições meteorológicas, potencializando a eficiência do uso da água na agricultura [3].

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um aplicativo web para o cálculo da ET_0 utilizando modelos de RNAs testados e validados no trabalho de Postal [4]. O objetivo do

aplicativo é transformar pesquisa científica em uma ferramenta prática e acessível para agricultores, técnicos e pesquisadores.

Este artigo estrutura-se da seguinte forma: a Seção II apresenta os fundamentos teóricos da evapotranspiração de referência, coeficientes de cultura e técnicas de RNAs aplicadas ao problema. A Seção III detalha os modelos adotados, conjuntos de dados, a configuração dos modelos escolhidos, as variáveis utilizadas em cada modelo e a metodologia de integração na aplicação web. A implementação da plataforma IrrigAI e suas funcionalidades são descritas na Seção IV. Por fim, na Seção V, são consolidados os resultados operacionais da aplicação, validada a sua eficácia prática para regiões com limitações de dados, e apresentadas as próximas etapas de validação com usuários, juntamente com as perspectivas de expansão funcional.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A. Evapotranspiração de Referência (ET_0)

A evapotranspiração de referência (ET_0) é um parâmetro climático que quantifica a demanda atmosférica por água, e corresponde à evapotranspiração de uma superfície de gramado hipotética, com altura de 12 cm, resistência superficial de 70 s/m e albedo (quantidade de radiação solar refletida pela superfície) de 0,23 [1]. Estimativas confiáveis da ET_0 são importantes para dimensionar e controlar sistemas de irrigação adequadamente, garantindo assim o uso eficiente dos recursos hídricos na agricultura.

A equação de Penman-Monteith, estabelecida como padrão pela FAO (*Food and Agriculture Organization*) no documento FAO-56 [1], destaca-se entre os métodos para cálculo da ET_0 devido à sua robustez. Ela integra de forma abrangente fatores climáticos fundamentais, entre eles, a radiação solar, a temperatura, a umidade relativa e a velocidade do vento. Sua adoção generalizada na agricultura deve-se à capacidade de estimar demandas hídricas de forma confiável, otimizando o manejo da irrigação e a gestão de recursos. Contudo, a exigência de dados meteorológicos completos e de qualidade limita sua aplicabilidade prática em regiões com monitoramento insuficiente.

Nesse contexto, métodos baseados em IA, em particular as Redes Neurais Artificiais (RNAs), ganham destaque por permitirem estimativas robustas da ET_0 mesmo com conjuntos de dados parciais ou variáveis meteorológicas indiretas, contornando as restrições dos métodos convencionais.

B. Coeficiente de Cultura (K_c)

A ET_0 quantifica o consumo hídrico de uma superfície de referência padronizada (gramado sob condições ideais). Contudo, cada cultura agrícola apresenta características fisiológicas, morfológicas e fenológicas distintas que determinam sua

demanda hídrica específica. Para ajustar a estimativa da ET_0 às necessidades reais de cada cultura, emprega-se o coeficiente de cultura (K_c) [1].

Conforme estabelecido por [1], o K_c é um fator adimensional que relaciona a evapotranspiração da cultura (ET_c) à ET_0 , conforme a Equação 2.

$$ET_c = K_c \times ET_0 \quad (2)$$

Os valores de K_c variam conforme [1]:

- (i) a espécie vegetal;
- (ii) o estágio fenológico. O ciclo produtivo é tipicamente dividido em quatro fases distintas: inicial, de desenvolvimento, intermediária (vegetativa plena) e final. Cada fase apresenta valores característicos de K_c , refletindo mudanças na cobertura do solo, arquitetura foliar e resistência estomáticas

Valores referenciais de K_c são documentados em manuais da FAO [1] e em adaptações regionais, como as tabelas publicadas pela Agência Nacional de Águas (ANA) para condições brasileiras [5]. A seleção apropriada do coeficiente é fundamental para estimativas realistas das demandas hídricas, subsidiando decisões de manejo irrigatório com maior eficiência.

C. Redes Neurais Artificiais na Modelagem Climática

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são sistemas computacionais bioinspirados na organização neural biológica, constituídos por camadas interconectadas de unidades de processamento (neurônios artificiais) [3]. Esses modelos exibem grande capacidade de aprender padrões complexos e relações não lineares em conjuntos de dados multivariados, gerando previsões confiáveis mesmo em cenários de alta dimensionalidade.

No domínio das ciências ambientais, as RNAs têm mostrado eficácia comprovada na modelagem de fenômenos meteorológicos e agrícolas, incluindo previsão de precipitação, estimativas de produtividade agrícola e, particularmente, cálculo da evapotranspiração [3]. Sua principal vantagem operacional reside na capacidade de produzir estimativas confiáveis, mesmo com conjuntos de dados parciais ou número reduzido de variáveis preditoras.

Evidências recentes na literatura indicam que modelos baseados em RNAs alcançam desempenho comparável aos métodos tradicionais como Penman-Monteith, porém com menor exigência de parâmetros meteorológicos [4]. Esta eficiência computacional viabiliza sua aplicação em regiões com infraestrutura meteorológica limitada e favorece a implementação em sistemas embarcados e aplicações web de baixo custo computacional.

III. MATERIAL E MÉTODOS

Foram utilizados dois modelos de Redes Neurais Artificiais (RNAs), ambos baseados no trabalho de Postal [4], que abordou a estimativa da ET_o no contexto agrícola, com foco no manejo eficiente da irrigação. O objetivo central foi desenvolver e validar modelos baseados em Redes Neurais Artificiais (RNAs) do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*), para a previsão da ET_o no estado do Paraná, utilizando dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e de um produtor na região oeste. Utilizando diversas combinações de variáveis de entrada, foram testadas 19 configurações; destas, duas se destacaram na avaliação: a RNA₉ (com 8 variáveis de entrada) e RNA₁₀ (com 4 variáveis de entrada). Na Tabela I são apresentados os parâmetros utilizados na configuração dos dois modelos escolhidos.

Tabela I: Configuração dos modelos de RNAs utilizados [4]

Configuração RNA	Valores dos Modelos
Número de camadas ocultas	1
Número de neurônios de saída	1
Função de ativação (camada oculta)	ReLU
Taxa de aprendizagem	0,001
Otimizador	Adam
Função de erro	MSE (Erro Quadrático Médio)
Métrica	MAE (Erro Médio Absoluto)
Cross-Validation (CV)	5
Número máximo de épocas	600
Tamanho do batch (batch_size)	16

Os dois modelos de RNA adotados neste estudo distinguem-se principalmente pela quantidade e natureza das variáveis preditoras. Ambos foram treinados com dados meteorológicos públicos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), compreendendo registros diários de 20 estações distribuídas no estado do Paraná no período de 2018 a 2022 [4]. Complementarmente, os modelos passaram por validação externa com dados fornecidos por um produtor agrícola da região Oeste paranaense, permitindo verificar a aplicabilidade prática das estimativas de ET_o em condições reais de manejo.

O modelo **RNA9** foi desenvolvido com oito variáveis preditoras: dia juliano, temperaturas máxima e mínima, umidade relativa média diária, velocidade média do vento, latitude, longitude e altitude. Esta configuração abrangente encontrou o melhor desempenho preditivo entre os modelos avaliados, alcançando um erro médio absoluto (MAE) de **0,01 mm/dia**.

Por outro lado, o modelo **RNA10** adota uma abordagem mais enxuta, utilizando apenas quatro variáveis para a predição: temperatura média, umidade relativa, velocidade do vento e radiação solar estimada. Apesar da redução no número de entradas, o desempenho permaneceu satisfatório, com um MAE de **0,02 mm/dia**, o que mostra sua viabilidade em contextos onde os dados disponíveis são mais limitados.

Apesar de ambas as aplicações possuírem interfaces de entrada idênticas (Figura 1), cada modelo opera com processamento interno diferenciado. Cada interface solicita o mesmo conjunto básico de variáveis meteorológicas para garantir consistência na experiência do usuário; porém, internamente, cada modelo seleciona e processa apenas os dados necessários para sua arquitetura específica. Por exemplo, na **RNA10**, a radiação solar é estimada utilizando variáveis comuns à **RNA9**.

Para integrar os modelos, foi desenvolvida uma aplicação web que integra as RNAs treinadas. Essa integração é descrita com detalhes na Seção IV.

IrrigAI
Cálculo de ET0

Latitude:
-24.987266

Longitude:
-53.449485

Altitude (m):

Data:
11/07/2025

Dia Juliano:

Temp. Mínima (°C):

Temp. Máxima (°C):

Umidade Relativa (%):

Velocidade do Vento (m/s):

Selecione a Cultura:
Milho (Kc = 0.85)

Calcular

Voltar ao Menu

Figura 1: Formulário solicitando as informações para ambos os modelos

IV. DESENVOLVIMENTO DA APLICAÇÃO

A plataforma **IrrigAI** foi desenvolvida para disponibilizar uma ferramenta acessível e confiável de estimativa da ET_0 baseada em modelos de RNAs. Implementada como aplicação web responsiva, opera em qualquer dispositivo com navegador e acesso à internet, eliminando a necessidade de instalação local. Esta escolha arquitetural amplia significativamente o acesso à tecnologia, especialmente para agricultores em regiões remotas.

A. Tecnologias Utilizadas

Para a implementação dos modelos de RNA, foi desenvolvida a aplicação web **IrrigAI**, que integra as RNAs, originalmente treinadas no estudo de Postal [4] em um ambiente de produção. A arquitetura adota o *framework* **Flask**¹ no *backend* – selecionado por sua leveza, simplicidade de configuração e compatibilidade nativa com bibliotecas de *machine learning* em **Python**². As RNAs são carregadas dinamicamente pelo *backend* durante as consultas.

No *frontend*, a interface foi implementada com tecnologias web padrão: **HTML5**³ para estruturação, **CSS3**⁴ para estilização responsiva e **JavaScript**⁵ nativo para funcionalidades dinâmicas. Destacam-se recursos como geolocalização automática e cálculo instantâneo do dia juliano, que agilizam o preenchimento do formulário único compartilhado pelas duas versões da aplicação.

O fluxo de processamento inicia-se com a submissão dos dados meteorológicos via formulário web. O *backend* direciona automaticamente os valores do formulário para o modelo de RNA correspondente (RNA9 ou RNA10), onde são processados diretamente para geração das estimativas de ET_0 . Esta abordagem garante baixa latência mesmo em ambientes com recursos computacionais limitados.

B. Resultados dos modelos

Os modelos utilizados no aplicativo foram testados e validados durante o trabalho de Postal [4], que tinha como objetivo mostrar que era possível estimar a ET_0 utilizando menos variáveis do que a equação tradicional (Penman-Monteith), equação essa que necessita de diversas variáveis meteorológicas, nem sempre disponíveis a pequenos produtores.

O trabalho mostrou que, utilizando RNAs do tipo Perceptron Multicamada (MLP), é possível calcular a ET_0 com uma precisão alta (erro absoluto médio – MAE – de apenas 0,01 mm/dia) utilizando 8 variáveis (Latitude, Longitude, Altitude, Dia Juliano, Temperatura Mínima, Temperatura Máxima, Umidade

Relativa e Velocidade do Vento), disponíveis de forma fácil para o agricultor. Também foi testado um segundo modelo com apenas 4 variáveis (Radiação Solar, Temperatura Média, Umidade Relativa, Velocidade do Vento), que obteve um MAE de 0,02 mm/dia.

Após mostrar que é possível encontrar uma ET_0 confiável com menos variáveis de entrada, o aplicativo **IrrigAI** foi desenvolvido para ajudar pequenos irrigantes a determinar a quantidade de água necessária para irrigação em lavouras, promovendo economia de água e aumento da produtividade.

C. Estrutura da Plataforma

A aplicação é dividida em três partes principais:

- **Página Principal:** tela inicial com informações sobre os modelos utilizados com as variáveis requeridas, equipe responsável, informações de contato e acesso às duas aplicações (Figura 2).

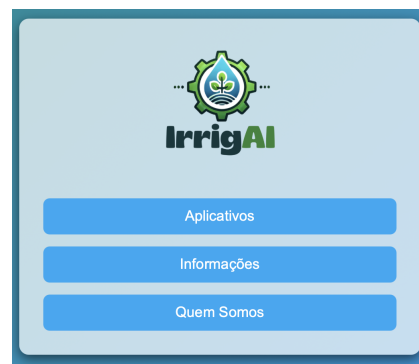


Figura 2: Tela inicial da plataforma IrrigAI com acesso às duas aplicações.

- **Aplicação 1 (RNA 10):** modelo que requer variáveis climáticas mais comuns: temperatura média, umidade relativa, velocidade do vento e radiação solar estimada.
- **Aplicação 2 (RNA 9):** modelo mais completo que utiliza variáveis como latitude, longitude, altitude, dia juliano, temperaturas mínima e máxima, umidade relativa e velocidade do vento.

D. Funcionalidades Interativas

A interface da plataforma **IrrigAI** foi projetada com foco em responsividade e experiência intuitiva. As principais funcionalidades implementadas incluem:

Geolocalização automática: utiliza a API de geolocalização do navegador para sugerir automaticamente coordenadas (latitude e longitude). Todo o processamento ocorre localmente no dispositivo do usuário, sem transmissão de dados para servidores, garantindo privacidade e segurança.

¹<https://flask.palletsprojects.com/en/stable/>

²<https://docs.python.org/pt-br/3/>

³<https://www.w3.org/TR/2011/WD-html5-20110405/>

⁴<https://developer.mozilla.org/pt-BR/docs/Web/CSS>

⁵<https://devdocs.io/javascript/>

Cálculo automático do dia juliano: converte a data fornecida pelo usuário no dia juliano correspondente, eliminando a necessidade de operações manuais complexas e garantindo precisão nas entradas dos modelos. O dia juliano é utilizado na estimativa de algumas variáveis utilizadas pela Equação 1, por isso, o uso dele na estimativa via RNAs.

Seleção de cultura agrícola: interface gráfica (Figura 3) permite escolher entre culturas pré-configuradas: Milho, Soja, Trigo, Morango, Cana-de-açúcar e Alface. O sistema associa automaticamente o K_c médio à ET_0 predita, gerando a ET_c . *Nota: Esta versão considera K_c médio, sem distinção por fase fenológica. Esta distinção está prevista para novas versões do aplicativo, após os testes com irrigantes parceiros, conforme descrito na Seção V.*

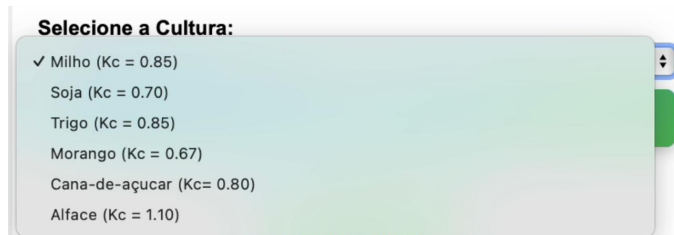


Figura 3: Seleção de culturas.

Exibição integrada de resultados: apresenta em tela única (Figura 4) tanto a ET_0 estimada quanto a lâmina de irrigação derivada da ET_c , proporcionando uma visão completa para o usuário.

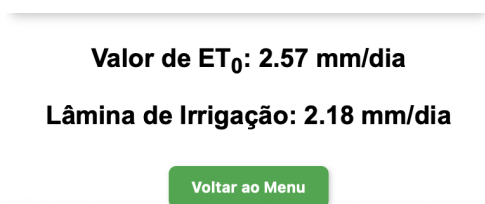


Figura 4: Resultado.

Métrica de uso anônimo: um contador de consultas (Figura 5) registra cada execução de cálculo. Armazena exclusivamente o volume total de consultas — sem dados identificáveis —, permitindo análise de demanda sem comprometer a privacidade, ou seja, não é possível identificar quem fez a consulta, não é armazenado data ou qualquer outra informação, apenas que existiu a consulta.

Consultas Realizadas: 3

Figura 5: Consultas realizadas.

E. Fluxo de Funcionamento da Aplicação

O fluxo de uso da plataforma, mostrado na Figura 6, ocorre da seguinte forma:

- 1) O usuário acessa a página inicial e escolhe qual aplicação deseja utilizar.
- 2) Preenche o formulário com as variáveis necessárias.
- 3) O sistema coleta e processa os dados, invocando o modelo correspondente.
- 4) O resultado da predição é apresentado na tela, junto à lâmina de irrigação, calculada com base no K_c selecionado.

F. Hospedagem e Arquitetura de Produção

A plataforma **IrrigAI** está em operação nos servidores da Universidade Estadual do Oeste do Paraná (Unioeste), sendo acessível publicamente através do domínio dedicado <https://irrigai.unioeste.br>. A infraestrutura de produção utiliza ambiente Linux com a seguinte configuração:

- **Gunicorn**⁶ como servidor de aplicação para execução eficiente da instância Flask;
- **Nginx**⁷ como proxy reverso, responsável por:
 - Gerenciar o tráfego HTTP/HTTPS.
 - Distribuir requisições concorrentes.
 - Assegurar segurança básica das conexões.

Esta arquitetura garante escalabilidade para atendimento concorrente e estabilidade operacional contínua. O sistema mantém desempenho eficiente para execução dos modelos de RNAs na estimativa da ET_0 , enquanto a interface web preserva sua usabilidade intuitiva e apresentação clara dos resultados.

V. CONCLUSÃO

O presente trabalho desenvolveu uma aplicação web para estimativa da evapotranspiração de referência (ET_0) mediante Redes Neurais Artificiais (RNAs). Embora os modelos empregados não tenham sido criados neste projeto, sua integração à aplicação mostrou-se eficiente, resultando em uma ferramenta acessível, rápida e com potencial aplicação em regiões de infraestrutura limitada. Testes realizados com os dados do INMET e do irrigante parceiro mostram que os valores encontrados pelo aplicativo são compatíveis com os valores calculados pela Equação de Penman-Monteith.

⁶<https://docs.gunicorn.org/en/stable/>

⁷<https://nginx.org/en/docs/>

Os resultados encontrados nos testes reforçam a capacidade das RNAs na modelagem de variáveis climáticas, particularmente frente a métodos tradicionais que exigem maior número de parâmetros e equipamentos especializados. A solução destaca-se pela interface intuitiva e baixa curva de aprendizado, sendo operável tanto por produtores rurais quanto por técnicos agrícolas.

Em parceria com uma cooperativa regional (Coopavel) e a agência de inovação da universidade (Unioeste INOVA), serão conduzidos testes de usabilidade com irrigantes associados. Esta etapa permitirá:

- (i) avaliar metricamente a experiência do usuário em condições reais;
- (ii) incorporar contribuições dos usuários finais para aprimoramentos iterativos.

Como direções futuras, propõe-se:

- Ampliar o catálogo de culturas contempladas;
- Incorporar parâmetros fenológicos no cálculo hídrico;
- Desenvolver funcionalidades de recomendação de manejo agrícola baseadas nos dados gerados.

REFERÊNCIAS

- [1] R. G. Allen, L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, *Crop Evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements*, FAO Irrigation and Drainage Paper 56, Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), 1998.
- [2] E. R. da Silva, *O curso da água na história: simbologia, moralidade e a gestão de recursos hídricos*, Tese de Doutorado, Escola Nacional de Saúde Pública, Fundação Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro, RJ, 1998.
- [3] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*, Third Edition, Upper Saddle River, New Jersey: Pearson Education, Inc., 2009.
- [4] A. Postal, *Desenvolvimento e validação de modelos de redes neurais para estimativa de evapotranspiração de referência no Paraná*, Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, PR, 2024.
- [5] Agência Nacional de Águas (Brasil), *Coeficientes técnicos de uso da água para a agricultura irrigada*, Brasília, DF: ANA, 2019.

Fluxo de Funcionamento da Plataforma

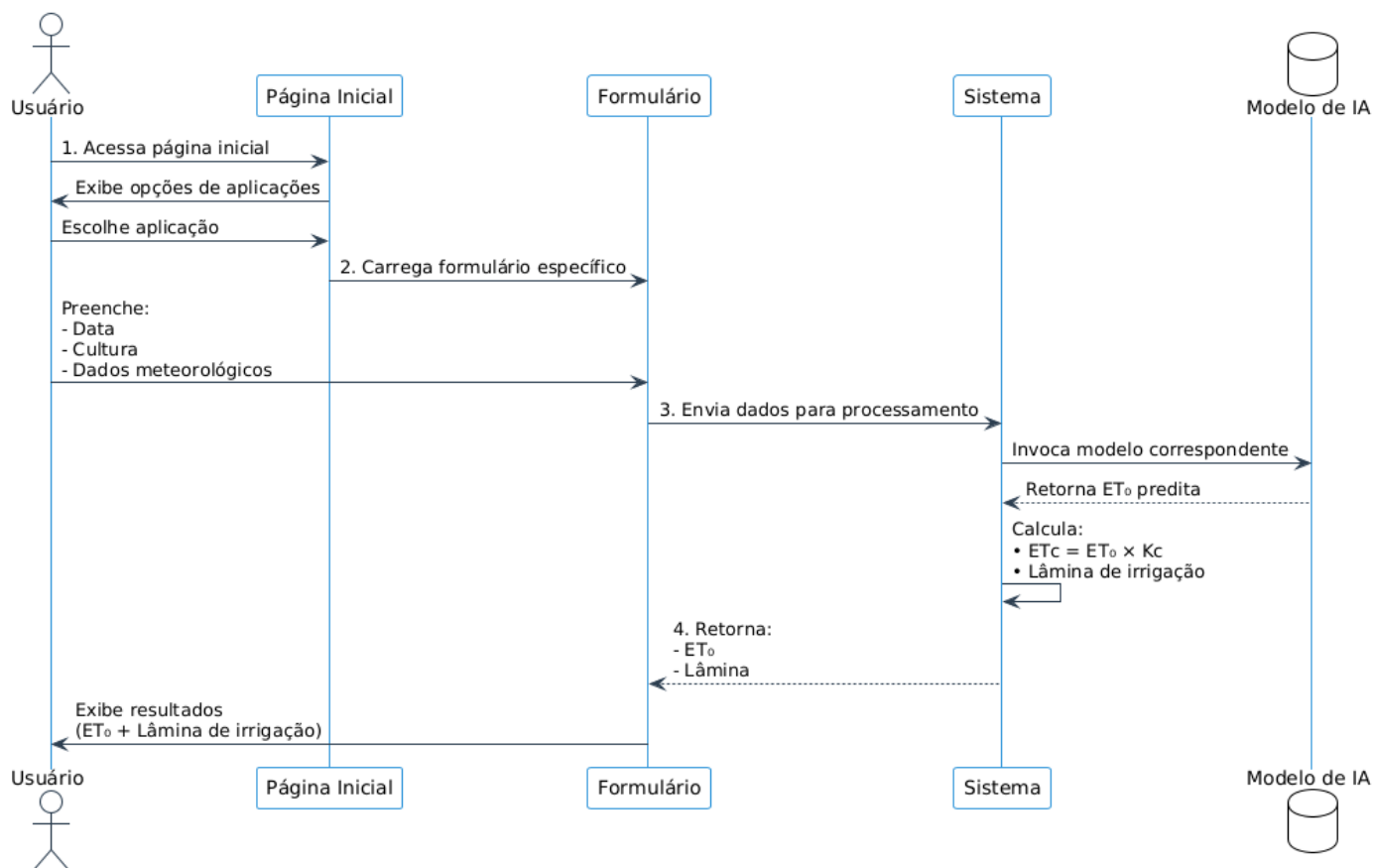


Figura 6: Fluxo completo da plataforma.