



Realizado por:

João Pires, Ana Rodrigues, Rui Duarte, Gilberto Teixeira, Catarina Pinheiro



## Lista de Acrónimos e Termos Essenciais

### **PD (Probability of Default)**

Probabilidade de um cliente entrar em incumprimento num determinado horizonte temporal. É uma das métricas centrais na gestão do risco de crédito.

### **Risco de Crédito**

Risco de perda resultante da incapacidade de um mutuário cumprir as suas obrigações financeiras.

### **Risco Operacional**

Risco de perdas resultantes de processos internos inadequados, falhas humanas, sistemas ou eventos externos.

### **Risk Appetite**

Nível de risco que uma instituição financeira está disposta a aceitar no cumprimento dos seus objetivos estratégicos.

### **Modelo de Avaliação de Risco**

Modelo estatístico ou econométrico utilizado para quantificar o risco associado a um cliente ou operação de crédito.

### **Sistemas Legacy**

Sistemas informáticos antigos, frequentemente pouco integrados e com limitações tecnológicas, ainda utilizados em instituições financeiras.

### **Governança Interna**

Conjunto de estruturas, processos e mecanismos que asseguram a tomada de decisões consistente, controlada e alinhada com os objetivos da instituição.

### **Controlo Interno**

Processos destinados a garantir a fiabilidade da informação, o cumprimento de normas internas e a mitigação de riscos.

## Índice

Lista de Acrónimos e Termos Essenciais .....	2
1. Resumo .....	3
2. Relevância e Impacto do FinFlow .....	3
3. Conformidade e Enquadramento Regulatório.....	3
3.1 Basileia I (1988) .....	3
3.2 Basileia II (2004) .....	3
3.3 Basileia III (Pós-2008) .....	3
3.4 Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados RGPD.....	3
3.5 Alinhamento com o FinFlow .....	3
4. Cibersegurança .....	3
5. Funcionalidades e Fluxo do Utilizador.....	3
5.1 Perfil Cliente .....	3
5.2 Perfil Gestor .....	3
5.4 Perfil Administrador .....	3
6. Arquitetura Técnica .....	3
6.1 Base de dados .....	3
6.2 Implementação do Backend .....	3
6.3 Implementação do Frontend .....	3
6.4 Integração com Power BI .....	3
6.4.1 Modelo de dados .....	3
6.4.2 Dashboards.....	3
7. Implementação Provisória em Python.....	3
7.1 Estrutura da Implementação Provisória .....	3
7.2 Limitações da Implementação Provisória .....	3
7.3 Justificativa e Próximos Passos.....	3
8. Escolha do Modelo de Avaliação de Risco .....	3
8.1 Modelo adotado e desempenho global .....	3
8.2 Interpretação económica dos coeficientes .....	3
8.3 Justificação final e aplicação no FinFlow .....	3
8.4 Mecanismo de previsão e simulação de cenários .....	3
9. Metodologia .....	3
9.1 Planeamento Inicial e Recolha de Dados .....	3
9.2 Divisão de Trabalho e Competências da Equipa .....	3

9.3 Desenvolvimento da Aplicação e Escolha do Modelo de Risco .....	3
9.4 Avaliação de Risco e Decisão do Modelo Estatístico .....	3
10. Conclusão .....	3
10.1 Trabalho Futuro .....	3
Bibliografia .....	3
Anexos .....	3
Diagrama de Gantt.....	3
Power BI- Dashboard “Home” .....	3
Power BI- Dashboard “Default Analysis” .....	3
Power BI- Dashboard “Loan Analysis” .....	3
Power BI- Dashboard “Customer” .....	3

## 1. Resumo

O FinFlow é uma aplicação bancária que combina funcionalidades padrão de aplicações bancárias com um modelo de simulação de risco de crédito. A plataforma permite aos clientes uma experiência quotidiana simples e segura: consulta de saldo, visualização detalhada de extrato de transações (incluindo transferências, depósitos e pagamentos).

Para os gestores, o foco está na análise de risco do crédito por meio de uma interface diferente, na qual podem ver as informações do cliente como emprego, saldo e histórico de crédito, e podem analisar se o crédito pedido está acima do risco aceitável ao banco. Esta estimativa é feita com um modelo de regressão logística, treinado na [Base de dados do modelo](#), para calcular a Probabilidade de Incumprimento (PD) e obter uma recomendação automática de aprovação ou recusa. Os gestores são ainda os únicos capazes de inserir novos clientes no sistema e apenas têm acesso às informações dos clientes a si associados.

A arquitetura técnica é composta por frontend em Angular, backend em Java, um modelo de regressão logística treinado em python e utilizado no Java, base de dados relacional e integração com Power BI para visualizações analíticas do estado do cliente em comparação com a média. Este projeto destaca-se pelo alinhamento rigoroso com os Acordos de Basileia, nomeadamente no uso de modelos internos IRB, e com o RGPD, assegurando transparência, segurança e controlo de acessos.

A aplicação contribui para a padronização das decisões de crédito, redução da subjetividade e do risco operacional e maior eficiência no processo de análise. A avaliação final conclui que os objetivos funcionais foram alcançados, resultando numa plataforma funcional e intuitiva. Identificam-se, contudo, limitações atuais, como a necessidade de incorporar ao modelo a exposição de risco do próprio banco fazendo as decisões ainda mais completas e a ausência de mecanismos avançados de segurança, como autenticação multifatorial.

## 2. Relevância e Impacto do FinFlow

A aplicação FinFlow responde a fragilidades centrais nos processos de avaliação de crédito, atuando simultaneamente ao nível do controlo de risco, da consistência decisória e da eficiência operacional. A sua relevância resulta da integração direta entre um modelo estatístico de avaliação de risco e o processo quotidiano de decisão dos gestores de crédito. Esta secção

estrutura-se em torno de três contributos-chave, que clarificam o impacto da aplicação no contexto da gestão de risco bancário.

O primeiro contributo do FinFlow prende-se com o reforço do controlo do risco de crédito e do alinhamento das decisões com a política interna de risco da instituição. Em contextos de elevada pressão operacional e comercial, os gestores de crédito podem ser induzidos a aprovar financiamentos cujo nível de risco excede o limiar considerado aceitável. O FinFlow mitiga este risco ao disponibilizar, de forma imediata e estruturada, informação sobre o perfil de risco do cliente, incluindo a probabilidade de incumprimento (PD). Desta forma, cada decisão é enquadrada nos limites definidos pelo *risk appetite* do banco, reduzindo a probabilidade de acumulação de risco excessivo ao longo do tempo.

O segundo contributo reside no aumento da consistência e objetividade no processo de avaliação de crédito. Quando a decisão depende excessivamente do julgamento individual do gestor, fatores externos podem introduzir assimetrias e subjetividade. Ao fornecer uma métrica padronizada de risco, o FinFlow contribui para decisões mais homogêneas entre gestores e para a aplicação uniforme das diretrizes internas. Importa sublinhar que a aplicação não substitui o gestor de crédito, mantendo-se a responsabilidade final ao nível humano; o sistema funciona como um instrumento de apoio à decisão que reforça a qualidade, a transparência e a coerência do processo.

O terceiro contributo do FinFlow relaciona-se com a redução do risco operacional e o aumento da eficiência. Em muitos contextos bancários, a análise de risco envolve processos fragmentados, suportados por documentos físicos, folhas de cálculo e sistemas legacy pouco integrados. Esta realidade aumenta a probabilidade de erros de transcrição ou cálculo e torna o processo mais lento e oneroso. Ao integrar o modelo de avaliação de risco diretamente na aplicação, e ainda acesso a informações detalhadas sobre o cliente o FinFlow garante que a PD é calculada de forma consistente e repetível reforçando a fiabilidade do processo e facilitando o controlo interno e a auditabilidade. Em simultâneo, a centralização da informação simplifica o fluxo de trabalho, permitindo ganhos de produtividade e uma resposta mais rápida ao cliente.

Em síntese, o FinFlow estabelece uma ligação entre o modelo de risco e a prática operacional, através de três contributos fundamentais: reforço do controlo do risco de crédito, aumento da consistência decisória e redução do risco operacional com ganhos de eficiência. Estes

elementos posicionam a aplicação como uma ferramenta com impacto direto na governação interna e na qualidade do processo de concessão de crédito.

### 3. Conformidade e Enquadramento Regulatório

O FinFlow foi concebido tendo em conta a conformidade regulatória, ou seja, a aplicação vem ajudar a cumprir as regulações europeias de Basileia que regem a gestão de risco bancária. E também a proteção de dados orientada pelo Regulamento Geral de Proteção de Dados (RGPD).

#### 3.1 Basileia I (1988)

O Basileia I foi o primeiro acordo e estabeleceu o foco inicial no Risco de Crédito. A regra principal consistia em obrigar os bancos a deterem um mínimo de 8% de Capital sobre o valor dos seus ativos ponderados pelo risco. Contudo, a forma de calcular este risco era uniforme e independente das particularidades dos clientes, todos os empréstimos tinham a mesma ponderação de risco. Isto significava que o Basileia I não conseguia refletir, o verdadeiro risco de cada cliente.

#### 3.2 Basileia II (2004)

O Basileia II veio aumentar a sensibilidade ao risco e expandiu a cobertura para incluir o Risco de Mercado e, crucialmente, o Risco Operacional (falhas internas, humanas ou de sistemas). Este acordo estrutura-se em Três Pilares.

O Pilar 1, relacionado com o Cálculo do Capital Mínimo, permitiu aos bancos escolherem entre métodos de risco mais avançados. Em vez de depender apenas de regras fixas, os bancos foram encorajados a usar os seus próprios modelos internos de risco (IRB). Estes modelos internos têm de ser capazes de estimar, para cada cliente, a Probabilidade de incumprimento, ou seja, a hipótese de o cliente deixar de pagar num ano, e a Perda em Caso de Falha a percentagem que o banco espera perder se essa falha ocorrer. A nossa aplicação enquadra-se nesta necessidade de utilizar um modelo interno para avaliar de forma precisa a probabilidade de incumprimento do cliente.

O Pilar 2 foca-se na Supervisão e Controlo Interno. Este obriga os bancos a provarem aos reguladores que têm sistemas de gestão de risco e controlo interno eficazes para lidar com todos os seus riscos, não apenas os quantificados. É aqui que reside a exigência de que os processos



de decisão de crédito sejam consistentes, padronizados e que reduzam o risco operacional causado pela subjetividade ou erro humano do gestor.

O Pilar 3 trata da Transparência, obrigando os bancos a divulgar publicamente informações detalhadas sobre a sua estrutura de Capital e a forma como avaliam e gerem os seus riscos, permitindo que os investidores e o mercado avaliem a sua solidez.

### 3.3 Basileia III (Pós-2008)

O Basileia III é a resposta direta à crise financeira global de 2008 e visa aumentar a resiliência do sistema bancário. Para tal, exigiu um aumento da quantidade e da qualidade do Capital, introduzindo reservas adicionais (*buffers*) para que os bancos possam absorver perdas em períodos de crise. Além disso, introduziu dois novos requisitos cruciais de Liquidez para garantir que os bancos têm sempre dinheiro disponível para honrar as suas obrigações: o Rácio de Cobertura de Liquidez, que garante liquidez para um cenário de *stress* de 30 dias, e o Rácio de Financiamento Estável Líquido, que obriga os bancos a utilizarem fontes de financiamento estáveis (como depósitos a prazo) para financiar as suas atividades a longo prazo. O Basileia III também introduziu o Rácio de Alavancagem, uma regra de Capital simples que funciona como um limite de segurança para evitar que os bancos acumulem demasiada dívida.

### 3.4 Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados RGPD

O RGPD é o quadro legal europeu para a proteção de dados pessoais. O tratamento destes dados tem de ser legal, leal e transparente. Isto implica que o cliente tem de ser informado de forma clara sobre como o seu *score* é calculado e como a sua informação é utilizada no processo de decisão de crédito. O RGPD exige que o sistema garanta a segurança e a confidencialidade destes dados. O regulamento confere ao cliente o direito de ser informado sobre a lógica que levou a uma decisão de crédito automatizada, se for o caso.

### 3.5 Alinhamento com o FinFlow

Os acordos Basileia recomendam usar o histórico de crédito para fundamentar as estimativas de risco (p.462 Basileia II) e determinam que o modelo deve ter fatores para medir a capacidade financeira como o rendimento e a taxa de endividamento (p.471 Basileia II). A maturidade do crédito também deve ser um fator de ponderação, em que quanto maiores os prazos do empréstimo mais penalizado vai ser o crédito (p.318 Basileia II).

## 4. Cibersegurança

A segurança da aplicação é assegurada através da encriptação das palavras-passe por hashing, garantindo que os dados sensíveis nunca sejam armazenados em formato legível. Cada execução da aplicação inicia uma sessão temporária independente, impedindo a persistência de informações entre sessões e mitigando riscos de exposição de dados.

## 5. Funcionalidades e Fluxo do Utilizador

O FinFlow opera com três perfis de utilizador distintos, acessíveis por meio de um ecrã de login único, garantindo separação de permissões e conformidade com o RGPD.

### 5.1 Perfil Cliente

Destinado à experiência quotidiana do utilizador bancário, este perfil oferece funcionalidades simples e seguras:

- Consulta do saldo atual da conta, visualização detalhada do extrato de transações, incluindo transferências, depósitos, pagamentos e outros movimentos.

O cliente visualiza apenas informação relativa à sua própria conta, sem acesso a ferramentas de análise ou dados de outros utilizadores.

### 5.2 Perfil Gestor

Este perfil é reservado à equipa operacional do banco, focando-se na gestão de clientes e na análise de risco de crédito.

As principais funcionalidades incluem:

- Dashboard inicial com visão geral dos clientes a que tem acesso.
- Pesquisa, listagem e adição de novos clientes ao sistema.
- Consulta detalhada de dados individuais: idade, emprego, saldo, histórico de crédito, produtos contratados e transações.
- Simulação de crédito: introdução ou seleção do montante pedido, cálculo automático da PD por meio do modelo de regressão logística e apresentação de uma recomendação clara de aprovação ou recusa, com base num limiar de risco predefinido.
- Acesso restrito: cada gestor visualiza apenas os clientes que lhe estão atribuídos.

## 5.3 Perfil Administrador

O perfil de administrador oferece a função do perfil gestor de acesso não restrito dos clientes e gestores: pode visualizar todos perfis existentes e editar e criar estes.

## 6. Arquitetura Técnica

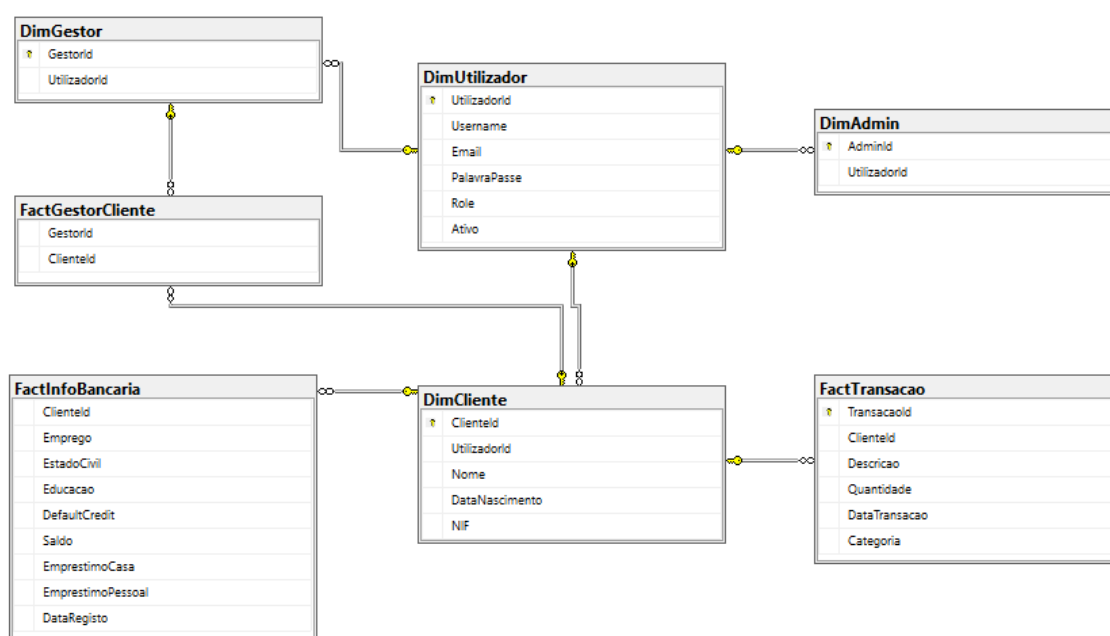
A arquitetura técnica do FinFlow foi concebida com foco na simplicidade, clareza e separação de responsabilidades, assegurando simultaneamente segurança, controlo de acessos e capacidade de análise. A aplicação segue uma abordagem modular, integrando uma base de dados relacional, um backend responsável pela lógica de negócio e um frontend orientado à interação com o utilizador, bem como componentes de análise e visualização.

### 6.1 Base de dados

A base de dados usa um modelo dimensional (Dim/Fact), que permite controlo de acessos, e facilidade de integração com o Power BI, e separação entre dados mestres e transacionais.

A base de dados segue um modelo relacional/dimensional, organizado em tabelas de dimensões e factos, garantindo integridade referencial, controlo de acessos e conformidade com o RGPD.

A Figura 1 apresenta o diagrama da base de dados.



**DimUtilizador:** É a tabela central da aplicação. Gere a autenticação e autorização dos utilizadores, armazenando credenciais e o tipo de perfil (Cliente, Gestor ou Administrador). A

aplicação utiliza esta tabela para controlo de acessos, login e definição das funcionalidades disponíveis para cada utilizador.<sup>1</sup>

**DimAdmin:** Identifica os utilizadores com permissões administrativas. É utilizada pela aplicação para permitir operações de gestão global do sistema, como administração de utilizadores e configuração de regras internas.

**DimGestor:** Representa os gestores da aplicação. Através desta tabela, a aplicação identifica quais os utilizadores que podem acompanhar e analisar clientes, aceder a informação financeira e realizar simulações ou avaliações de risco.

**DimCliente:** Armazena os dados base dos clientes. É a entidade principal usada pela aplicação para apresentar perfis de clientes, associar transações e informação bancária, e servir de input para análises e modelos de risco.

**FactGestorCliente:** Implementa a relação entre gestores e clientes. A aplicação usa esta tabela para restringir o acesso aos dados: cada gestor apenas visualiza e trabalha com os clientes que lhe estão atribuídos, garantindo confidencialidade.

**FactTransacao:** Regista as transações realizadas pelos clientes. A aplicação utiliza estes dados para análise de comportamento financeiro, histórico de movimentos e apoio a decisões de crédito.

**FactInfoBancaria:** Contém informação financeira detalhada dos clientes (emprego, estado civil, educação, histórico de crédito, saldo e empréstimos). Esta tabela é usada pela aplicação para cálculo de risco, simulações financeiras e suporte ao modelo preditivo. Ao contrário da tabela DimCliente, esta apresenta informação do cliente que necessita de ser atualizada ao longo da vida deste. Esta inclui portanto o campo DataRegisto, de modo a ser possível verificar quando ocorreu a última atualização.

O modelo de dados foi concebido para suportar um controlo de acessos e segregação de funções. A tabela DimUtilizador define o perfil de cada utilizador (Cliente, Gestor ou Administrador), enquanto a tabela FactGestorCliente estabelece explicitamente a relação entre gestores e os clientes que lhes estão atribuídos.

---

<sup>1</sup> Quando uma conta é eliminada os dados desta não são eliminados a conta apenas é registada como inativa. No entanto as credenciais de entrada ficam nulas.

Esta estrutura garante que cada utilizador apenas tem acesso à informação estritamente necessária ao seu papel. Ao nível da aplicação, este controlo é reforçado através de validação de sessões e mecanismos de autenticação e autorização por perfil em cada rota do sistema, assegurando coerência entre o modelo de dados e a lógica de negócio.

Esta abordagem está alinhada com os princípios do RGPD, nomeadamente a minimização de dados, e com o Pilar 2 dos Acordos de Basileia II, ao reforçar o controlo interno e reduzir o risco operacional associado a acessos indevidos.

## 6.2 Implementação do Backend

O backend da aplicação foi desenvolvido em Java, utilizando o framework Spring Boot, o qual é responsável pela gestão da lógica de negócio e pela exposição de APIs RESTful. Esta abordagem facilita a integração com bases de dados relacionais, assegurando desempenho, escalabilidade e manutenção adequada em contextos empresariais.

O sistema implementa integralmente as operações CRUD (Create, Read, Update e Delete) para as principais entidades do domínio. Estas operações garantem a persistência e consistência dos dados.

No que diz respeito à avaliação de risco de crédito, o modelo de regressão logística foi inicialmente desenvolvido e treinado em Python, onde foram calculados os respetivos coeficientes estatísticos. Posteriormente, esses coeficientes foram incorporados no backend em Java, permitindo a implementação direta da fórmula matemática da regressão logística em Spring Boot. Desta forma, o cálculo da Probabilidade de Incumprimento (PD) é realizado inteiramente no backend Java, sem necessidade de comunicação em tempo de execução com serviços externos em Python.

Com base no valor de PD obtido, o backend é responsável pela geração de recomendações de crédito, ajustadas ao perfil do cliente e ao caso em análise, integrando os resultados do modelo na lógica de decisão do sistema.

As principais responsabilidades do backend incluem:

- Autenticação e autorização de utilizadores e sessões;
- Gestão das entidades do sistema através de operações CRUD;
- Cálculo da Probabilidade de Incumprimento (PD) utilizando a fórmula da regressão logística e os coeficientes obtidos em Python;
- Geração de recomendações de crédito com base nos resultados do modelo;
- Validação de dados e controlo de acessos para garantir segurança e integridade da informação.

As funcionalidades são disponibilizadas através de endpoints REST, que processam pedidos em formato JSON e devolvem respostas estruturadas, promovendo uma arquitetura modular, escalável e de fácil manutenção.

### 6.3 Implementação do Frontend

O frontend do FinFlow é desenvolvido em Angular, adotando uma abordagem baseada em componentes, que permite uma estrutura modular, reutilizável e facilmente escalável. Esta escolha facilita a separação entre lógica de apresentação e lógica de negócio, bem como a manutenção da aplicação ao longo do tempo.

A interface foi desenhada para suportar diferentes perfis de utilizador, adaptando dinamicamente os conteúdos e funcionalidades disponíveis a clientes, gestores e administradores.

Os principais componentes do frontend incluem:

- Ecrã de autenticação com validação de credenciais e gestão de sessão
- Formulários interativos para registo e atualização de dados dos utilizadores.
- Componentes gráficos para visualização de métricas financeiras e de risco.
- Dashboards, ajustados ao perfil do utilizador (para clientes: visualização de saldo, histórico de transações e indicadores financeiros) (para gestores: análise de risco e dados dos seus respetivos clientes)

A comunicação com o backend é realizada através de serviços Angular que consomem APIs REST, permitindo a troca de dados em formato JSON e uma experiência de utilização fluida.

### 6.4 Integração com Power BI

Foi desenvolvida uma solução de Business Intelligence utilizando a ferramenta Power BI com o objetivo de transformar dados bancários em informação acessível e útil. A intervenção consistiu na construção de quatro dashboards: Home; Default Analysis; Loan Analysis e Customer suportados por um modelo de dados estruturado e medidas DAX personalizadas.

### 6.4.1 Modelo de dados

O modelo foi composto por duas tabelas principais: DimCliente: tabela dimensional com atributos pessoais e FactInfoBancaria a tabela factual com indicadores binários normalizados (TemEmprestimoCasa, TemEmprestimoPessoal, TemDefault).

Foram criadas diversas medidas DAX para cálculo de percentagens, médias e segmentações, incluindo:

1. HousingLoan, PersonalLoan, Default
2. AvgBalance, AvgBalanceLoan, AvgBalanceNoLoan
3. Indicadores compostos como HasHousingAndLoan, HasNoLoan, DefaultComHousing, entre outros.

### 6.4.2 Dashboards

#### Home

Este painel apresenta uma visão geral da base de clientes, com os seguintes elementos:

- KPIs principais: Total de Clientes, Saldo Médio, % Crédito Habitação, % Crédito Pessoal, % Default.

Gráficos de distribuição:

- Clientes por profissão e por faixa etária;
- Distribuição de tipos de crédito por perfil demográfico;
- Segmentação por estado civil e educação.

#### Default Analysis

Este painel foca-se na análise de incumprimento onde o objetivo identifica segmentos com maior propensão ao incumprimento e apoiar decisões de mitigação de risco.

Gráficos principais:

- % Default por profissão;
- % Default por faixa etária;
- Heatmap cruzado entre profissão e idade para análise de risco.

#### Loan Analysis

Este painel analisa a distribuição dos tipos de crédito com o objetivo de compreender padrões de adesão ao crédito e identificar oportunidades.

Gráficos principais:

- Distribuição de clientes por tipo de empréstimo (habitação, pessoal, ambos, nenhum)
- Cruzamento com variáveis demográficas (idade, profissão, estado civil)
- Comparação de saldo médio entre clientes com e sem empréstimos

## Customer

Este painel permite a análise individual por cliente, filtrado por NIF:

- Ficha de cliente com Nome, Idade (calculada a partir da Data de Nascimento), NIF, Email, Username, Profissão, Educação, Estado Civil, Saldo, e situação de crédito.
- Visualização personalizada com ícones e layout organizado para facilitar a leitura.

## 7. Implementação Provisória em Python

Embora o design original do FinFlow tenha sido concebido para uma arquitetura com frontend em Angular e backend em Java, durante o desenvolvimento enfrentámos uma limitação imprevista: a indisponibilidade do developer responsável pelo frontend em Angular. Apesar da backend em Java se encontrar completamente realizada, nenhum dos outros membros do grupo possui as capacidades técnicas necessárias para a continuação do desenvolvimento em Angular. Para garantir a conclusão do projeto e possibilitar a demonstração funcional da aplicação, foi implementada uma versão provisória da aplicação inteiramente em Python, incluindo tanto o backend quanto o frontend.

### 7.1 Estrutura da Implementação Provisória

A versão em Python mantém a lógica central de negócio e a integração do modelo de avaliação de risco, permitindo cálculos da PD e recomendações de crédito. No entanto, devido à implementação rápida, a estrutura não segue a modularidade prevista no design original:

- Backend Python: Responsável pela autenticação, cálculo da PD via regressão logística, gestão de clientes e transações, e geração de recomendações de crédito. As APIs processam pedidos JSON e devolvem respostas estruturadas.



- Frontend Python: Fornece uma interface mínima para interação com o utilizador, permitindo realizar login, submeter pedidos de crédito e visualizar resultados de simulações. A interface não possui componentes avançados, nem validações completas de dados como no design original.

## 7.2 Limitações da Implementação Provisória

A versão em Python cumpre os objetivos de demonstração e teste do sistema, mas apresenta algumas limitações:

1. Menor robustez e escalabilidade: A arquitetura não é modular nem separa completamente frontend e backend, o que dificulta manutenção futura.
2. Validações simplificadas: Algumas verificações de integridade e consistência de dados previstas no design original não estão implementadas.
3. Interface limitada: A experiência do utilizador é funcional, mas simplificada, sem dashboards avançados nem componentes interativos completos.
4. Segurança reduzida: Embora a autenticação básica esteja ativa, funcionalidades avançadas de segurança, como gestão de sessões complexa ou autenticação multifatorial, não foram implementadas nesta fase.

## 7.3 Justificativa e Próximos Passos

A implementação provisória em Python permitiu validar o modelo de avaliação de risco e demonstrar o fluxo de decisão de crédito, garantindo que os objetivos centrais da aplicação fossem atingidos durante a fase de teste.

Para futuras versões, a equipa planeia:

- Reescrever o frontend em Angular, garantindo modularidade, experiência do utilizador aprimorada e validações completas.
- Manter o backend em Java para uma arquitetura modular, compatível com o design original.
- Integrar mecanismos avançados de segurança e conformidade com RGPD, seguindo rigorosamente as boas práticas previstas nos Acordos de Basileia.

Esta abordagem assegura que o FinFlow evolua de uma versão funcional provisória para uma aplicação robusta, segura e escalável, alinhada com os objetivos iniciais do projeto.

## 8. Escolha do Modelo de Avaliação de Risco

A aplicação FinFlow foi feita com o objetivo original de apoiar a decisão de concessão de crédito por meio de uma avaliação, consistente e transparente do risco associado a cada cliente. Pois isso deve-se escolher um modelo estatístico capaz de estimar, de forma fiável, a PD.

Dado que o problema em análise se resume a dois possíveis estados, incumprimento ou não incumprimento estamos perante um problema de classificação binária, o que orientou naturalmente a escolha do modelo.

A formalização do modelo é  $PD=f(\text{idade, saldo, emprego, educação, crédito habitação, crédito pessoal})$ .

### 8.1 Modelo adotado e desempenho global

O modelo selecionado foi a regressão logística (*Logit*), uma abordagem aceite no âmbito dos modelos internos previstos pelos Acordos de Basileia, permitindo estimar a probabilidade de um evento binário. A estimação foi realizada com base numa amostra de 36 168 observações (80% do total), demonstrando convergência estatística e um *Pseudo R<sup>2</sup>* de 0,183 um valor consistente com os padrões observados em aplicações reais de risco de crédito.

O teste global de razão de verossimilhança confirma a significância estatística do modelo, evidenciando a sua capacidade explicativa na previsão do incumprimento. Também podemos ver, através da análise da matriz de confusão para um limiar de 0,07, que o modelo atinge uma Sensibilidade (*Recall*) de 31,29% e um *F1 Score* de 0,2040, identificando corretamente 51 eventos de incumprimento numa amostra de validação desequilibrada.

```
--- Resultados para Limiar: 0.06999999999999999 ---  
[[8594  286]  
 [ 112   51]]  
F1 Score: 0.2040  
Sensitivity (Recall): 0.3129
```

### 8.2 Interpretação económica dos coeficientes

A estimativa do modelo evidencia que algumas variáveis têm um impacto claro na PD. A idade apresenta um coeficiente negativo, indicando que clientes mais velhos têm menor risco. O saldo

também reduz o risco, sendo um dos fatores com maior peso no modelo, refletindo maior capacidade financeira. A existência de crédito à habitação está associada a uma redução significativa do risco, funcionando como um indicador de estabilidade financeira. Em contraste, a presença de empréstimos pessoais aumenta o risco.

Já situação profissional, o desemprego, o empreendedorismo e algumas categorias operacionais apresentam coeficientes positivos, aumentando o risco quando comparados empregos em administração. Funções associadas a maior estabilidade, como gestão, apresentam menor risco relativo.

Por fim no que respeita às características pessoais, clientes casados e com educação terciária apresentam um valor de risco inferior à média, enquanto clientes com níveis de educação mais baixos ou desconhecidos não evidenciam diferenças significativas do risco.

A imagem 2 mostra os coeficientes do modelo.

Dep. Variable:	default	No. Observations:	36168
Model:	Logit	Df Residuals:	36147
Method:	MLE	Df Model:	20
Date:	Mon, 15 Dec 2025	Pseudo R-squ.:	0.1827
Time:	11:08:15	Log-Likelihood:	-2668.0
Converged:	True	LL-Null:	-3264.4
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	2.431e-240

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-2.9089	0.322	-9.026	0.000	-3.541	-2.277
age	-0.0120	0.005	-2.323	0.020	-0.022	-0.002
balance	-0.0022	9.17e-05	-23.708	0.000	-0.002	-0.002
job_blue-collar	0.3813	0.163	2.334	0.020	0.061	0.701
job_entrepreneur	1.1819	0.215	5.495	0.000	0.760	1.603
job_housemaid	0.4541	0.287	1.583	0.113	-0.108	1.016
job_management	0.7200	0.182	3.962	0.000	0.364	1.076
job_retired	0.2594	0.278	0.933	0.351	-0.285	0.804
job_self-employed	0.6637	0.256	2.593	0.010	0.162	1.165
job_services	0.0906	0.190	0.477	0.633	-0.282	0.463
job_student	-1.0701	0.602	-1.778	0.075	-2.250	0.109
job_technician	0.1928	0.168	1.148	0.251	-0.136	0.522
job_unemployed	0.7498	0.260	2.879	0.004	0.239	1.260
job_unknown	-0.6820	1.020	-0.669	0.504	-2.681	1.317
marital_married	-0.3331	0.119	-2.789	0.005	-0.567	-0.099
marital_single	-0.1550	0.141	-1.102	0.270	-0.431	0.121
education_secondary	-0.0379	0.128	-0.295	0.768	-0.290	0.214
education_tertiary	-0.4879	0.167	-2.926	0.003	-0.815	-0.161
education_unknown	0.1316	0.240	0.549	0.583	-0.338	0.602
housing_yes	-0.4454	0.087	-5.126	0.000	-0.616	-0.275
loan_yes	0.7456	0.088	8.485	0.000	0.573	0.918

### 8.3 Justificação final e aplicação no FinFlow

Apesar de termos testado um modelo alternativo de Random Forest, a regressão logística revelou-se a melhor escolha. Além de ser mais transparente e fácil de interpretar, permite ao banco aprovar mais clientes de baixo risco sem aumentar significativamente os incumprimentos, maximizando o lucro esperado.

No FinFlow, a PD calculada pelo modelo é comparada com um limiar de risco interno. Se ultrapassar esse limite, o sistema sugere a recusa do crédito, mas o gestor mantém sempre a decisão final. Assim, garantimos decisões consistentes, seguras e auditáveis, reduzindo a subjetividade e o risco operacional, sem perder flexibilidade na gestão de crédito.

## 8.4 Mecanismo de previsão e simulação de cenários

Para operacionalizar o modelo no FinFlow, foi desenvolvida uma lógica de integração que conecta os dados cadastrais do banco às novas solicitações de crédito em tempo real. O sistema recolhe automaticamente as informações atuais do cliente, calculando a idade exata e validando dados sociodemográficos, garantindo que a avaliação reflete sempre o momento presente.

Um aspeto central desta implementação é a capacidade de simulação dinâmica (a função PD). Antes de emitir um parecer, o algoritmo projeta o impacto do novo empréstimo no perfil financeiro do cliente. A lógica aplicada discrimina a finalidade do crédito de forma prudente:

- **Crédito à Habitação:** O sistema considera que existe um ativo (o imóvel) a garantir a operação. Assim, o impacto na liquidez calculada do cliente é atenuado, assumindo-se que apenas uma fração do valor afeta o perfil de risco imediato.
- **Crédito Pessoal:** É tratado com maior conservadorismo. O valor total da simulação é deduzido da capacidade financeira do cliente, refletindo o maior risco associado a dívidas de consumo sem garantias reais.

Desta forma, a probabilidade de incumprimento devolvida pelo sistema não é apenas um retrato estático do cliente, mas sim uma previsão ajustada ao cenário de endividamento futuro, permitindo uma análise de sensibilidade automática antes da aprovação.

## 9. Metodologia

O desenvolvimento deste trabalho decorreu ao longo de cerca de três a quatro semanas, seguindo uma abordagem prática e colaborativa. A equipa não utilizou metodologias formais, como Agile ou diagramas estruturados, mas organizou-se de forma funcional, distribuindo tarefas de acordo com as competências e experiências de cada elemento.

### 9.1 Planeamento Inicial e Recolha de Dados

O início do projeto concentrou-se na definição dos objetivos e na preparação da infraestrutura necessária para suportar a aplicação. Nesta fase, discutiu-se como iríamos recolher e tratar os dados, tendo sido escolhidas fontes de dados reais. O planeamento inicial centrou-se em identificar os dados relevantes, garantir a qualidade da informação e definir o módulo de avaliação de risco e dos dashboards em Power BI.

A decisão sobre o modelo estatístico a utilizar PD ou credit score não foi tomada neste momento. A escolha entre regressão logística e Random Forest só ocorreu mais tarde, durante a implementação e os testes, permitindo uma avaliação prática dos resultados e garantindo maior interpretabilidade.

## 9.2 Divisão de Trabalho e Competências da Equipa

A distribuição das tarefas refletiu as competências e experiências de cada elemento da equipa, garantindo eficiência e qualidade do trabalho.

1. João Pires, com formação em economia, contribuiu com análise de dados, desenvolvimento de dashboards em Power BI e redação do relatório final.
2. Gilberto Teixeira, com licenciatura em engenharia multimédia, desenvolveu o frontend em Angular e contribuiu para a definição da estrutura da base de dados.
3. Rui Duarte, licenciado em engenharia informática e mestre em engenharia de dados, trabalhou no backend em Python e no treino dos modelos de machine learning, colaborando na escolha do modelo de avaliação de risco.
4. Ana Isabel, com formação em matemática e engenharia matemática, apoiou o backend e converteu este para Java e estruturou a base de dados, assegurando consistência e integridade.
5. Catarina Pinheiro, com formação em business intelligence, ajudou na organização da base de dados e desenvolvimento dos dashboards em Power BI.

Esta organização permitiu que cada membro trabalhasse em áreas alinhadas com a sua formação e interesses profissionais, garantindo resultados coerentes e robustos.

## 9.3 Desenvolvimento da Aplicação e Escolha do Modelo de Risco

O desenvolvimento da aplicação seguiu uma lógica incremental, com implementação progressiva das várias componentes. O backend, desenvolvido em Java, ficou responsável pela lógica de negócio, gestão da base de dados e integração do motor de avaliação de risco. O frontend, desenvolvido em Angular, assegurou a camada de apresentação e a interação com o utilizador.

Foi durante esta fase que ocorreu a discussão aprofundada sobre o modelo estatístico a utilizar. A equipa testou diferentes abordagens, nomeadamente regressão logística e Random Forest, avaliando não apenas o desempenho preditivo, mas também a interpretabilidade dos resultados. A regressão logística foi escolhida por permitir uma leitura clara do impacto das variáveis explicativas, característica particularmente relevante num contexto financeiro e alinhada com boas práticas associadas a Basileia II.

O modelo foi treinado externamente e integrado na aplicação, permitindo o cálculo da PD com base em variáveis socioeconómicas e financeiras dos clientes. Foram também implementadas simulações diferenciadas consoante o tipo de crédito, garantindo maior realismo na análise de risco.

## 9.4 Avaliação de Risco e Decisão do Modelo Estatístico

A fase final do trabalho centrou-se na integração de todas as componentes da aplicação e na análise dos resultados. Os dashboards em Power BI permitiram visualizar padrões de comportamento financeiro, distribuição de risco e comparação entre clientes individuais e métricas agregadas. Esta componente analítica funcionou como complemento à aplicação, reforçando a capacidade de apoio à decisão.

Em síntese, a metodologia adotada combinou planeamento conjunto, utilização de dados reais, divisão de tarefas baseada em competências, desenvolvimento incremental e tomada de decisões técnicas suportadas por testes empíricos. Apesar de não ter seguido uma metodologia formal, esta abordagem revelou-se adequada ao contexto do projeto, permitindo entregar uma aplicação funcional, coerente e alinhada com práticas próximas das observadas em ambientes empresariais.

## 10. Conclusão

O desenvolvimento da aplicação FinFlow demonstrou ser um exercício bem-sucedido de integração entre tecnologia, análise de risco e conformidade regulatória. A plataforma permite decisões de crédito consistentes, transparentes e auditáveis, reduzindo significativamente o risco operacional e a subjetividade associada às avaliações manuais.

Através da utilização de um modelo interno de regressão logística para estimar a PD, a aplicação consegue fornecer recomendações claras aos gestores, sem comprometer a confidencialidade dos dados dos clientes ou a segurança da informação.

Além disso, a interface intuitiva e o fluxo de trabalho segmentado por perfis (cliente e gestor) garantem uma experiência de utilizador eficiente, enquanto a integração com Power BI permite análises comparativas e acompanhamento de métricas-chave de forma dinâmica.

O projeto cumpre os requisitos regulatórios, nomeadamente os Acordos de Basileia e o RGPD, assegurando que as decisões de crédito são baseadas em modelos robustos, com dados

protegidos e acessos controlados. Apesar das limitações identificadas, como a ausência de mecanismos avançados de autenticação multifatorial e a necessidade de incorporar a exposição de risco do próprio banco no modelo, o FinFlow atingiu os objetivos iniciais de funcionalidade, segurança e confiabilidade.

## 10.1 Trabalho Futuro

O FinFlow oferece várias oportunidades de melhoria que podem tornar a aplicação ainda mais útil e segura.

Um dos pontos centrais é o modelo de risco: integrar a exposição do próprio banco permitiria decisões de crédito mais completas, e explorar métodos adicionais poderia aumentar a precisão sem perder transparência.

Na área da segurança, a implementação de autenticação multifatorial e monitorização de sessões reforçaria a proteção dos dados, enquanto auditorias automáticas garantiriam rastreabilidade das ações sensíveis.

Quanto à experiência do utilizador, alertas inteligentes, notificações personalizadas e um frontend otimizado para dispositivos móveis tornariam a aplicação mais acessível e prática.

Por fim, automatizar a atualização de dados e o treino do modelo permitiria que o sistema evoluísse continuamente, preparando-o para lidar com múltiplas filiais ou instituições sem comprometer a segurança ou a confidencialidade dos dados.

Estas melhorias transformariam o FinFlow numa ferramenta ainda mais completa, segura e estratégica, alinhada com as necessidades reais do banco e dos seus clientes.

## Bibliografia

Basel Committee on Banking Supervision. (2006). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework (Basel II)*. Bank for International Settlements.

Basel Committee on Banking Supervision. (2011). *Principles for the Management of Credit Risk*. Bank for International Settlements.

Basel Committee on Banking Supervision. (2017). *Basel III: Finalising post-crisis reforms*. Bank for International Settlements.

European Central Bank. (2017). *Guidance on credit risk and credit risk management*. ECB Banking Supervision.

European Banking Authority. (2020). *Guidelines on loan origination and monitoring*. EBA/GL/2020/06.

Altman, E. I., & Saunders, A. (1997). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, 21(11–12), 1721–1742.

Thomas, L. C., Edelman, D. B., & Crook, J. N. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*. SIAM.

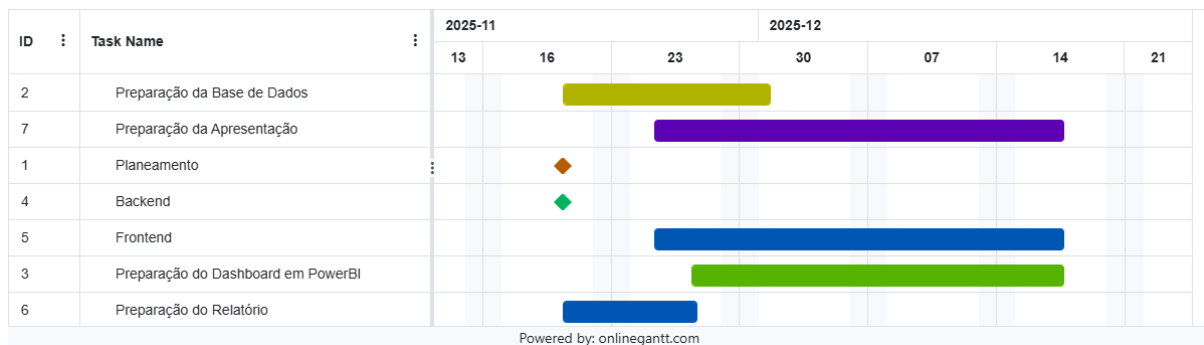
Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society*, 160(3), 523–541.

Jorion, P. (2007). *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. McGraw-Hill.



## Anexos

### Diagrama de Gantt



### Power BI- Dashboard “Home”



## Power BI- Dashboard “Default Analysis”



## Power BI- Dashboard “Loan Analysis”



