INSTITUTO
UNIVERSITÁRIO
DE LISBOA

Integração de Indicadores ESG na Avaliação de Risco de Crédito: Uma Abordagem Analítica

Ana Rita da Silva Ferreira

Mestrado em Sistemas Integrados de Apoio à Decisão

Orientador:
Doutor Luís Miguel Martins Nunes, Professor Associado com Agregação,
Iscte – Instituto Universitário de Lisboa

Orientadora:
Doutora Ana Maria Carvalho de Almeida, Professora Associada com Agregação,
Iscte – Instituto Universitário de Lisboa

julho, 2026

TECNOLOGIAS
E ARQUITETURA

Departamento de Ciências e Tecnologias da Informação

Integração de Indicadores ESG na Avaliação de Risco de Crédito: Uma Abordagem Analítica

Ana Rita da Silva Ferreira

Mestrado em Sistemas Integrados de Apoio à Decisão

Orientador:
Doutor Luís Miguel Martins Nunes, Professor Associado com Agregação,
Iscte – Instituto Universitário de Lisboa

Orientadora:
Doutora Ana Maria Carvalho de Almeida, Professora Associada com Agregação,
Iscte – Instituto Universitário de Lisboa

julho, 2026

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

À minha mãe, por todo o apoio e paciência ao longo deste percurso.
Ao Óscar e ao Benny, pela companhia constante nos dias mais exigentes.

"It always seems impossible until it's done." — Nelson Mandela

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

Agradecimentos

Aos meus orientadores, Professor Luís Nunes e Professora Ana Almeida, pela orientação, disponibilidade e apoio ao longo de todo este percurso, e por terem aceite orientar-me desde o início, mesmo sem me conhecerem. A confiança que depositaram em mim foi essencial para a concretização deste trabalho.

À Professora Elsa Cardoso, pelos ensinamentos transmitidos durante as unidades curriculares do mestrado, que contribuíram de forma determinante para o meu crescimento académico e para o desenvolvimento desta dissertação.

À minha mãe, Sandra, pelo apoio incondicional, pela força e pelas palavras certas em todos os momentos. À minha família, por estar sempre presente e por nunca me deixar desistir, mesmo nos momentos mais difíceis. Ao meu namorado, Francisco, pela paciência, pelo carinho e por acreditar sempre em mim, tornando este percurso mais leve e possível.

Ao Óscar e ao Benny, pela companhia constante, pelo carinho e por tornarem mais leves e tranquilas as longas noites de trabalho.

À Sónia Dinis e ao Filipe Cizeron, pelo apoio, compreensão e motivação ao longo destes dois anos, bem como pela flexibilidade e confiança demonstradas, fundamentais para conciliar este percurso académico com a vida profissional. À entidade onde exerço funções, pelo apoio concedido, que tornou possível a realização deste mestrado.

Aos meus colegas de turma, pela entreajuda, partilha e companheirismo, que tornaram este percurso mais enriquecedor, mais humano e, acima de tudo, inesquecível.

Este trabalho foi parcialmente financiado por fundos nacionais através da Fundação para a Ciência e a Tecnologia, I.P. (FCT), no âmbito dos Projetos Plurianuais do ISTAR-Iscte UID/04466/2025 (`https://doi.org/10.54499/UID/04466/2025`).

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

Resumo

A crescente integração de fatores *Environmental, Social and Governance* (Ambiental, Social e de Governação) (ESG) no setor financeiro tem impulsionado o desenvolvimento de modelos de risco de crédito mais abrangentes e alinhados com as exigências regulatórias europeias. Neste contexto, a presente dissertação analisa o contributo da incorporação de indicadores ESG no risco de crédito, avaliando o seu impacto no desempenho dos modelos, na explicação do risco e na transparência das decisões.

A análise empírica baseia-se numa base de dados com 35 100 observações de empresas, referente ao período de 2022 a 2024, integrando indicadores financeiros e métricas ESG. O risco de crédito é modelado através de classes associadas a níveis de probabilidade de incumprimento. São aplicados modelos de aprendizagem automática, incluindo métodos de *ensemble learning*, redes neuronais e modelos estatísticos tradicionais, complementados por técnicas de *Explainable Artificial Intelligence* (Inteligência Artificial Explicável) (XAI).

Os resultados evidenciam que os indicadores ESG contribuem positivamente para a avaliação do risco de crédito, embora de forma incremental, reforçando o desempenho dos modelos quando combinados com variáveis financeiras. Destaca-se, ainda, o pilar Social como o principal determinante do risco entre os fatores ESG.

O estudo demonstra que a integração de dados ESG, aliada a modelos avançados e técnicas de explicabilidade, melhora a qualidade das decisões de crédito, contribuindo para sistemas mais transparentes, robustos e alinhados com o enquadramento regulatório europeu. Estas evidências reforçam o papel dos fatores ESG na evolução dos modelos de risco e na promoção da estabilidade e sustentabilidade do sistema financeiro.

Palavras-Chave: *Risco de crédito; ESG; Aprendizagem automática; Modelos preditivos; Explicabilidade; Regulação financeira europeia.*

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

Abstract

The growing integration of ESG factors in the financial sector has driven the development of more comprehensive credit risk models, aligned with European regulatory requirements. In this context, this dissertation examines the contribution of ESG indicators to corporate credit risk assessment, focusing on their impact on model performance, risk explanation, and decision transparency.

The empirical analysis is based on a dataset of 35,100 firm-level observations covering the period from 2022 to 2024, combining financial variables with ESG metrics. Credit risk is modelled through categorical classes associated with different levels of default probability. A range of machine learning techniques is applied, including ensemble methods, neural networks, and traditional statistical models, complemented by explainable artificial intelligence (XAI) approaches.

The results show that ESG indicators provide a positive, although incremental, contribution to credit risk assessment, improving model performance when combined with financial variables. Among ESG dimensions, the Social pillar emerges as the most relevant predictor.

Overall, the findings suggest that integrating ESG data, together with advanced modelling techniques and explainability tools, enhances the quality and transparency of credit risk decisions, supporting more robust and sustainable financial systems.

Keywords: *Credit risk; ESG; Machine learning; Predictive modeling; Explainable AI; European financial regulation.*

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

Conteúdo

Agradecimentos i

Resumo iii

Abstract v

Lista de Figuras xi

Lista de Tabelas xiii

Lista de Acrónimos xv

Capítulo 1. Introdução 1
1.1. Contextualização e relevância do tema 1
1.2. Problema de investigação 2
1.3. Objetivos 3
1.3.1. Objetivo geral 3
1.3.2. Objetivos específicos 3
1.4. Questões de investigação 3
1.5. Delimitação do âmbito geográfico e temporal 4
1.6. Metodologia da investigação 5
1.7. Contributo esperado do estudo 5
1.8. Estrutura da dissertação 7

Capítulo 2. Revisão da Literatura 9
2.1. Metodologia de revisão 9
2.1.1. Estratégia de pesquisa 10
2.1.2. Critérios de inclusão e exclusão 11
2.1.3. Processo de triagem e seleção 12
2.1.4. Resultados do processo de seleção 12
2.2. Critérios e metodologia de classificação dos estudos 13
2.2.1. Caracterização da amostra 14
2.3. Abordagens metodológicas 16
2.3.1. Modelos tradicionais e modelos de *Machine Learning* (ML) 16
2.3.2. Modelos quantitativos e explicabilidade algorítmica 16
2.3.3. Arquiteturas de *deep learning* e os limites da explicabilidade algorítmica 17
2.4. Tipologia e fontes de dados 19
2.5. Evidência empírica: resultados, consistência e inovações metodológicas 20

2.6. Lacunas identificadas e contributo esperado 21
Lacunas persistentes na literatura 22
Justificação da investigação proposta 23
Contributo esperado da investigação 24
2.7. Síntese crítica da literatura e articulação com as questões de investigação 24

Capítulo 3. Contextualização do tema 27
3.1. Risco de crédito: conceitos e modelos tradicionais 27
3.1.1. Modelos clássicos e medição do risco de crédito 27
3.1.2. Integração regulatória e o risco de crédito moderno 28
3.1.3. Integração dos indicadores ESG e inovação tecnológica na avaliação do risco de crédito 29
3.1.4. Inteligência Artificial Explicável (XAI) na avaliação do risco de crédito 30
3.2. Fatores ESG: definição, evolução e relevância 30
3.2.1. Conceito e estrutura dos indicadores ESG 30
3.2.2. Institucionalização e integração no setor financeiro 31
3.3. Relação entre ESG e risco financeiro 31
3.4. Abordagens analíticas e tendências recentes na investigação 32
3.5. Regulamentação e enquadramento europeu 33
3.5.1. Estrutura do enquadramento regulamentar 33
3.5.2. Inteligência Artificial (IA) no setor financeiro: Enquadramento normativo e critérios de confiabilidade 34
3.5.3. Convergência entre sustentabilidade e AI Act 35

Capítulo 4. Contextualização e preparação dos dados 37
4.1. Estratégia de recolha dos dados 38
4.2. Tratamento e limpeza dos dados 39
4.3. Transformação e preparação de variáveis 40
4.3.1. Construção e seleção de variáveis 41
4.3.2. Agrupamento da variável dependente 41
4.4. Análise exploratória e validação do *dataset* 42
4.4.1. Distribuição da variável *rating* 42
4.4.2. Distribuição das classes de risco agrupadas 43
4.4.3. Análise de correlação entre variáveis 43
4.4.4. Análise de multicolinearidade 44
4.5. Construção do *dataset* final e critérios de exclusão 45

Capítulo 5. Modelação, Análise de Dados e Resultados 49
5.1. Definição das experiências de modelação 49
5.1.1. Tratamento de valores extremos 49
5.1.2. Divisão dos dados e normalização 50
5.1.3. Seleção de variáveis 50

5.2. Resultados da análise preditiva 50
5.2.1. Classificação triclasse 51
5.2.2. Classificação binária 54
5.2.3. Comparação entre estratégias de equilíbrio 59
5.2.4. Comparação entre métodos de otimização 61
5.3. Relevância explicativa dos indicadores ESG 62
5.3.1. Análise por cenários de variáveis 62
5.3.2. Importância explicativa por pilar ESG 63
5.3.3. Convergência entre SHAP e LIME 64
5.3.4. Síntese da relevância explicativa dos indicadores ESG 65
5.4. Resultados adicionais/testes de robustez 65
5.4.1. Robustez à definição do limiar de decisão 66
5.4.2. Avaliação baseada em custo bancário 67
5.4.3. Comparação entre técnicas de geração de dados sintéticos 68
5.4.4. Consistência das conclusões ESG nas experiências adicionais 69
5.5. Análise de *outliers* e segmentação da amostra 69
5.5.1. Identificação de *outliers* por DBSCAN 70
5.5.2. Segmentação por K-Means 71
5.5.3. Clustering hierárquico 72
5.5.4. Perfil financeiro e ESG dos *outliers* 74
5.5.5. Análise de quadrantes ESG-Risco 75
5.5.6. Análise por segmentos 76

Capítulo 6. Discussão 81
6.1. Síntese e interpretação dos principais resultados 81
6.2. Comparação com a literatura existente 82
6.3. Implicações práticas para a banca e reguladores 84
6.4. Implicações teóricas para o estudo do risco de crédito 85

Capítulo 7. Conclusões 87
7.1. Principais contributos da investigação 87
7.2. Resposta às questões de investigação 88
7.3. Implicações práticas e regulatórias 89
7.4. Limitações do estudo e sugestões para investigação futura 90
7.5. Considerações finais 92

Bibliografia 93

Apêndice A. Declaração de Utilização de Inteligência Artifical 97
A.1. Formulário de Uso de Ferramentas de Inteligência Artificial 97
A.1.1. Declaração e Transparência 97
A.1.2. Autoria e Responsabilidade 98
A.1.3. Uso de IA na Redação e no Conteúdo Científico 98

A.1.4. IA como Parte do Método 98
A.1.5. Investigação Qualitativa, Entrevistas e Etnografia 98
A.1.6. Proteção de Dados e Ética 98

Apêndice B. Lista de documentos incluídos na *Systematic Literature Review* (SLR) 99
B.1. Artigos científicos 99
B.2. Referências metodológicas 101
B.3. Relatórios institucionais 102
B.4. Regulamentação e legislação 102

Apêndice C. Descrição detalhada das experiências de modelação. 103

Lista de Figuras

2.1 Etapas do processo de revisão sistemática segundo o PRISMA 2020 [**53**]. 10
2.2 Fluxo PRISMA 2020 da seleção de estudos. 13
2.3 Distribuição dos estudos selecionados por categoria metodológica. 15

3.1 Fluxo da integração regulatória dos riscos ESG. 29

4.1 Imputação de valores nulos nas variáveis financeiras. 39
4.2 Distribuição da variável após remoção de valores nulos *rating*. 42
4.3 Distribuição final da variável *rating* no *dataset* final. 43
4.4 Distribuição das três classes de risco após agrupamento da variável *rating*. 43
4.5 Matriz de correlação de Spearman entre as variáveis financeiras e os indicadores ESG. 44

5.1 Distribuição do EBITDA e do *NetDebt/EBITDA* antes e após winsorização. 50
5.2 Efeito do SMOTE: classificação triclasse. 60
5.3 Efeito do SMOTE: classificação binária. 60
5.4 Efeito do CTAB-GAN: classificação triclasse. 60
5.5 Efeito do CTAB-GAN: classificação binária. 61
5.6 Resultados do DBSCAN (PCA) 70
5.7 Determinação do número ótimo de *clusters* através do método do cotovelo. 71
5.8 Visualização dos *clusters* K-Means numa projeção bidimensional obtida por PCA. 72
5.9 Dendrograma do clustering hierárquico com ligação de Ward. 73
5.10 *Clusters* hierárquicos (PCA) 74
5.11 Distribuição do score ESG por classe de risco de crédito. 75
5.12 Perfil médio normalizado das variáveis financeiras e ESG. 77
5.13 Desempenho dos modelos por *cluster* (K-Means). 78

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

Lista de Tabelas

2.1 Classificação por tipo de estudo (adaptado de [**59**]). 14

2.2 Subcategorias metodológicas (adaptado de [**59**]). 14

2.3 Tipologia metodológica dos estudos incluídos na revisão. 15

2.4 Síntese dos estudos mais relevantes e articulação com as questões de investigação. 25

3.1 Resumo das abordagens analíticas ESG no risco de crédito. 32

3.2 Requisitos-chave do AI Act. 34

4.1 Composição do *dataset* original. 37

4.2 *Masterscale* e probabilidade média de *default*. 40

4.3 Pares de variáveis com correlação de Spearman superior a 0,85. 45

4.4 Fluxo de construção do *dataset* final. 45

4.5 Composição do *dataset* final. 45

4.6 Estatísticas descritivas das variáveis explicativas. 46

5.1 Desempenho dos modelos na classificação triclasse sem equilíbrio (Exp. 7). 51

5.2 Desempenho dos modelos na classificação triclasse com SMOTE. 52

5.3 Desempenho dos modelos na classificação triclasse com CTAB-GAN. 53

5.4 Síntese comparativa do melhor modelo por configuração na classificação triclasse. 54

5.5 Desempenho dos modelos na classificação binária sem equilíbrio. 55

5.6 Desempenho dos modelos na classificação binária com SMOTE. 56

5.7 Desempenho dos modelos na classificação binária com Optuna e *threshold tuning*. 57

5.8 Desempenho dos modelos na classiicação binária com SMOTE e Optuna. 58

5.9 Síntese comparativa do melhor modelo por configuração na classificação binária. 58

5.10 Cenários de variáveis explicativas considerados nas experiências. 62

5.11 Contributo dos indicadores ESG face ao cenário financeiro. 63

5.12 Valores SHAP médios por pilar ESG nos modelos Random Forest e LightGBM. 63

5.13 Convergência entre SHAP e LIME para os pilares ESG (Random Forest). 64

5.14 Configurações ótimas da zona de corte por critério de otimização. 67

5.15 Custo total por critério de otimização do limiar (MLP, classificação binária). 68

5.16 Comparação de desempenho entre SMOTE e CTAB-GAN (classificação binária). 68

5.17 Consistência das conclusões ESG nas experiências adicionais. 69
5.18 Perfil médio dos *clusters* K-Means. 71
5.19 Comparação do perfil médio entre *outliers* e não-*outliers*. 74
5.20 Distribuição das empresas por quadrante ESG-Risco. 76
5.21 Desempenho por grupo (*outliers vs. não-outliers*) na classificação triclasse. 76
5.22 Delta de desempenho entre *outliers* e não-*outliers* na classificação triclasse (Exp. 7). 77

B.1 Artigos científicos incluídos na SLR. 99
B.2 Referências metodológicas incluídas na SLR. 101
B.3 Relatórios institucionais incluídos na SLR. 102
B.4 Diplomas legais e regulamentação incluídos na SLR 102

C.1 Descrição detalhada das experiências de modelação. 103

Lista de Acrónimos

2SLS: *Two-Stage Least Squares*

AI: *Artificial Intelligence*

AIA: *Altilia Intelligent Automation*

AI Act: *Artificial Intelligence Act*

ANN: *Artificial Neural Network* (Redes Neuronais Artificiais)

AUC: *Area Under the Curve*

AUC-ROC: *Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve*

BCE: Banco Central Europeu

BCBS: *Basel Committee on Banking Supervision*

BTAR: *Banking Book Taxonomy Alignment Ratio*

CDS: *Credit Default Swap*

CNN: *Convolutional Neural Network*

CRD: *Capital Requirements Directive*

CRISP-DM: *Cross-Industry Standard Process for Data Mining*

CRR: *Capital Requirements Regulation*

CSRD: *Corporate Sustainability Reporting Directive*

CTAB-GAN: *Conditional Tabular Generative Adversarial Network*

DNN: *Deep Neural Network*

DTD: *Distance to Default*

EBA: *European Banking Authority*

EBITDA: *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation, and Amortization*

EL: *Expected Loss*

ESG: *Environmental, Social and Governance* (Ambiental, Social e de Governação)

ESGC: *ESG Controversies Score*

FN: Falso Negativo

FP: Falso Positivo

fsQCA: *Fuzzy-Set Qualitative Comparative Analysis*

GAR: *Green Asset Ratio*

GEE: Gases com Efeito de Estufa

GLM: *Generalized Linear Model*

GMM: *Generalized Method of Moments*

GRI: *Global Reporting Initiative*

IA: Inteligência Artificial

ICAAP: *Internal Capital Adequacy Assessment Process*

ICR: *Interest Coverage Ratio*

IRB: *Internal Ratings-Based*

ITS: *Implementing Technical Standards*

LGD: *Loss Given Default*

LightGBM: *Light Gradient Boosting Machine*

LIME: *Local Interpretable Model-Agnostic Explanations*

LLM: *Large Language Model*

LSTM: *Long Short-Term Memory*

LSTM-AE: *Long Short-Term Memory Autoencoder*

ML: *Machine Learning*

MLP: *Multilayer Perceptron*

NIF: Números de Identificação Fiscal

NFRD: *Non-Financial Reporting Directive*

NLP: *Natural Language Processing*

PD: *Probability of Default*

PME: Pequenas e Médias Empresas

PRI: *Principles for Responsible Investment*

PRISMA: *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*

QE: Questões Específicas

QP: Questão Principal

QWK: *Quadratic Weighted Kappa*

RFECV: *Recursive Feature Elimination with Cross-Validation*

RGPD: Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados

RNN: *Recurrent Neural Network*

ROA: *Return on Assets*

RWA: *Risk-Weighted Assets*

S.A.F.E.: *Sustainability, Accuracy, Fairness and Explainability*

SAINT: *Self-Attention and Intersample Attention Transformer*

SFDR: *Sustainable Finance Disclosure Regulation*

SHAP: *Shapley Additive exPlanations*

SMOTE: *Synthetic Minority Over-sampling Technique*

SREP: *Supervisory Review and Evaluation Process*

SVM: *Support Vector Machines*

TAX4CS: *Transparency, Auditability, and eXplainability for Credit Scoring*

TPE: *Tree-structured Parzen Estimator*

TreeSHAP: *Tree-based SHAP*

UE: União Europeia

UL: *Unexpected Loss*

UNEPFI: *United Nations Environment Programme Finance Initiative*

UNGC: *United Nations Global Compact*

UNPRI: *United Nations Principles for Responsible Investment*

VAE: *Variational Autoencoder*

WCR: *Working Capital Ratio*

XAI: *Explainable Artificial Intelligence* (Inteligência Artificial Explicável)

XGBoost: *Extreme Gradient Boosting*

CAPÍTULO 1

Introdução

Este capítulo apresenta as bases da investigação, começando por explicar o contexto do tema e a sua importância no cenário financeiro europeu atual. A partir dessa análise, é definido o problema central que orienta o estudo. Em seguida, são expostos os objetivos gerais e específicos, bem como as questões de investigação, organizadas de forma clara para facilitar a compreensão. Por fim, descreve-se a metodologia adotada e a estrutura da dissertação.

1.1. Contextualização e relevância do tema

A integração dos fatores Ambientais, Sociais e de Governação (ESG) nos processos de análise e concessão de crédito tem ganho destaque no sistema financeiro internacional nos últimos anos [**18**]. Esta evolução reflete a necessidade de incorporar critérios de sustentabilidade na avaliação do risco, já que as práticas empresariais influenciam diretamente a solvabilidade das instituições financeiras e a estabilidade económica [**26**]. Os riscos associados aos fatores ESG manifestam-se através das categorias tradicionais de risco financeiro, incluindo o risco de crédito, e são hoje reconhecidos como elementos centrais na avaliação prudencial [**18**,**61**].

O setor bancário tem um papel decisivo na concretização dos objetivos de sustentabilidade, pois a forma como direciona os recursos financeiros influencia diretamente o ritmo e a orientação da transição para uma economia mais verde e socialmente responsável [**52**]. Estudos recentes indicam uma correlação positiva entre níveis elevados de maturidade ESG nas empresas e uma maior solvabilidade (*creditworthiness*), bem como uma menor probabilidade de ocorrência de eventos adversos, como sanções regulatórias ou falhas operacionais [**55**].

A União Europeia consolidou-se como uma referência global na regulação das finanças sustentáveis, graças a um enquadramento legislativo coerente e cada vez mais vinculativo, que promove a integração dos fatores ESG nas decisões de investimento e nos processos de avaliação do risco de crédito [**28**]. O plano de ação para as finanças sustentáveis, lançado em 2018, marcou um ponto de viragem ao estabelecer as bases para direcionar fluxos de capital para atividades sustentáveis e reforçar a transparência da informação corporativa [**19**]. Entre os principais instrumentos regulatórios destacam-se a *Corporate Sustainability Reporting Directive* (CSRD), que amplia as exigências de reporte e introduz o princípio da dupla materialidade [**50**]; o Regulamento da Taxonomia da União Europeia (UE), que define critérios técnicos para classificar atividades económicas sustentáveis [**49**]; e o *Sustainable Finance Disclosure Regulation* (SFDR), que reforça a transparência das divulgações financeiras relacionadas com a sustentabilidade [**48**].

As autoridades supervisoras europeias, como o Banco Central Europeu (BCE) e a *European Banking Authority* (EBA), exigem que os riscos ESG sejam incluídos de forma explícita nos quadros de gestão de risco e nos processos de concessão de crédito [**54**]. Estas orientações reforçam a importância de os bancos incorporarem os fatores ESG no apetite ao risco e nos modelos internos de análise de crédito [**17**]. Mais recentemente, a aplicação de técnicas de Inteligência Artificial (IA) e *Machine Learning* (ML) tem vindo a transformar a forma como o risco de crédito é avaliado [**2**].

A adoção de abordagens explicáveis, baseadas em XAI, tem potencial para tornar os modelos preditivos mais robustos, ao aumentar a transparência e a capacidade de verificação, em conformidade com os requisitos do enquadramento regulatório europeu sobre inteligência artificial [**25**]. Estas soluções tecnológicas contribuem para uma gestão do risco de crédito mais alinhada com os princípios de sustentabilidade e boa governação [**62**].

Em síntese, esta dissertação destaca-se por reunir três dimensões fundamentais: sustentabilidade, risco de crédito e abordagem analítica, aprofundando o papel dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito. Esta integração promove práticas financeiras mais responsáveis, transparentes e alinhadas com os objetivos regulatórios europeus. A análise do enquadramento atual permitiu identificar lacunas específicas nos métodos de avaliação, o que serviu de base para definir o problema de investigação.

1.2. Problema de investigação

Os modelos tradicionais de avaliação do risco de crédito continuam a basear-se, predominantemente, em indicadores financeiros, como rácios de liquidez, autonomia financeira ou níveis de endividamento [**23**]. Embora estes parâmetros sejam fundamentais para avaliar a solvabilidade das empresas, têm-se revelado cada vez menos suficientes para captar a complexidade dos riscos que podem afetar a capacidade das organizações de cumprir os seus compromissos financeiros [**1**, **15**, **29**].

Neste contexto, fatores não financeiros, particularmente os de natureza ambiental, social e de governação (ESG), têm vindo a ganhar relevância enquanto potenciais determinantes do desempenho económico futuro das empresas e, consequentemente, do seu risco de crédito [**33**]. Apesar do crescimento da literatura sobre a integração destes fatores nos modelos de avaliação de risco, persistem lacunas relevantes no contexto europeu. Entre elas destacam-se a escassez de dados harmonizados e comparáveis, bem como a limitada análise empírica do impacto destas variáveis no quadro regulamentar da UE [**12**, **61**].

Estas limitações refletem, em grande medida, os desafios associados à própria natureza dos dados ESG. A diversidade de metodologias de cálculo, a ausência de padronização entre diferentes *stakeholders* e a heterogeneidade das práticas de reporte podem comprometer a comparabilidade e a consistência dos indicadores utilizados. Acresce que a incorporação de variáveis ESG em modelos de risco de crédito levanta desafios metodológicos relevantes, nomeadamente na definição de métricas uniformes e na quantificação rigorosa da sua relevância preditiva.

Face a este enquadramento, a questão central desta investigação consiste em compreender de que forma a integração de indicadores ESG pode contribuir para melhorar os modelos de avaliação do risco de crédito, tornando as análises mais consistentes, sustentáveis e transparentes, em conformidade com as exigências regulatórias da UE. Pretende-se, em particular, avaliar se a incorporação destes indicadores acrescenta poder explicativo estatisticamente relevante às variáveis tradicionalmente utilizadas na avaliação do risco de crédito.

Apesar das restrições associadas ao atual estado de maturidade dos dados de sustentabilidade, bem como à sua disponibilidade ainda relativamente recente em bases de dados estruturadas, em grande medida devido à evolução recente dos enquadramentos regulatórios europeus nesta matéria, esta investigação procura contribuir para o aprofundamento do conhecimento sobre o papel dos indicadores ESG na análise do risco de crédito, abrindo caminho para estudos futuros que possam beneficiar de séries temporais mais extensas e de dados mais padronizados.

1.3. Objetivos

Os objetivos do estudo estão organizados em dois níveis, distinguindo o objetivo geral dos objetivos específicos que o detalham.

1.3.1. Objetivo geral

Analisar de que forma a integração de indicadores ESG na avaliação do risco de crédito pode contribuir para o reforço da robustez estatística, da sustentabilidade e da conformidade regulatória dos modelos aplicados a empresas.

1.3.2. Objetivos específicos

Para orientar a investigação e detalhar o objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

1. Avaliar o impacto dos fatores ESG no risco de crédito de empresas;
2. Comparar a capacidade explicativa dos indicadores ESG com os indicadores financeiros tradicionais em modelos quantitativos de risco de crédito;
3. Identificar as dimensões ESG com maior relevância explicativa nos modelos de risco de crédito;
4. Analisar de que forma a incorporação de dados ESG pode contribuir para decisões de crédito mais sustentáveis, informadas e transparentes;
5. Examinar os principais desafios práticos e regulatórios associados à integração de indicadores ESG na avaliação do risco de crédito, com especial enfoque no contexto europeu.

1.4. Questões de investigação

Com o objetivo de assegurar clareza e profundidade analítica, as questões de investigação encontram-se organizadas em dois níveis: a Questão Principal (QP), que orienta a investigação e reflete o objetivo geral do estudo, e as Questões Específicas (QE), que detalham os

objetivos específicos, permitindo uma análise mais aprofundada das diferentes dimensões envolvidas.

Questão principal

QP1: Qual é o contributo dos indicadores ESG para a avaliação do risco de crédito quando considerados em conjunto com indicadores financeiros tradicionais?

Questões específicas

QE1: Quais são as dimensões ESG que apresentam maior capacidade explicativa nos modelos de avaliação do risco de crédito?

QE2: Em que medida a integração de indicadores ESG contribui para aumentar a transparência e a interpretabilidade dos modelos de avaliação do risco de crédito?

QE3: Que desafios metodológicos, práticos e regulatórios se colocam à integração de indicadores ESG nos modelos de risco de crédito no contexto europeu?

1.5. Delimitação do âmbito geográfico e temporal

Esta investigação foca-se no contexto europeu, dada a crescente importância do enquadramento regulatório da UE na integração dos fatores ESG no sistema financeiro [**13**, **17**, **33**]. O quadro normativo europeu é amplamente reconhecido pelo seu caráter pioneiro na regulamentação das finanças sustentáveis [**13**, **55**], impulsionado por políticas públicas que procuram acelerar a transição para uma economia mais sustentável através da atuação do setor financeiro [**33**, **62**]. A EBA, em particular, tem emitido diversas orientações para garantir a inclusão explícita dos riscos ESG nos pilares do quadro prudencial bancário [**6**]. A análise incide sobre empresas sujeitas às obrigações de reporte impostas pelos regulamentos europeus, assegurando a comparabilidade e a fiabilidade dos dados utilizados [**28**]. O enquadramento regulamentar da UE exige a divulgação de informação sobre sustentabilidade [**36**], nomeadamente através da CSRD, do SFDR e do Regulamento da Taxonomia da UE [**6**, **36**]. Estes instrumentos visam criar um sistema de reporte mais robusto e coerente, com dados ESG de maior qualidade [**6**]. O Regulamento da Taxonomia, em particular, fornece um referencial técnico para classificar atividades económicas sustentáveis, contribuindo para a harmonização e para a melhoria da qualidade dos relatórios [**6**, **36**]. A delimitação temporal desta investigação assenta em dois eixos principais: (i) o período de análise da literatura científica, que abrange publicações entre 2020 e 2025; e (ii) o intervalo temporal dos dados, compreendido entre 2022 e 2024. Esta escolha temporal fundamenta-se em dois fatores principais:

- **Disponibilidade de dados ESG:** A entrada em vigor da CSRD em 2023, com aplicação progressiva entre 2024 e 2028, prevê a disponibilização de dados mais abrangentes, padronizados e fiáveis. Esta evolução reforça a qualidade da informação usada nos modelos de risco, tornando o período analisado particularmente relevante [**8**, **50**].
- **Implementação dos principais regulamentos e diretivas europeias:**

- O SFDR entrou em vigor a 1 de janeiro de 2023 [**48**];
- Os objetivos ambientais do Regulamento da Taxonomia da UE passaram a ser aplicáveis a partir de 1 de janeiro de 2022, com novos objetivos introduzidos em 2023 [**49**];
- Os padrões técnicos de implementação (*Implementing Technical Standards* (ITS)) da EBA para divulgações de riscos ESG foram publicados em janeiro de 2022, com aplicação a partir do exercício financeiro desse ano [**31**];
- Entre 2020 e 2023, a EBA divulgou 43 documentos sobre finanças sustentáveis, incluindo orientações específicas para enquadrar os riscos ESG [**3**];
- As prioridades de supervisão do BCE para 2024–2026 mantêm o foco na gestão e supervisão dos riscos climáticos e ambientais, em linha com a fase de implementação regulatória [**9**].

Estes marcos regulatórios justificam a escolha do intervalo temporal, permitindo que a análise empírica se baseie em dados provenientes de um contexto mais maduro do ponto de vista normativo e informacional.

1.6. Metodologia da investigação

A investigação segue uma abordagem estruturada que combina análise documental, revisão sistemática da literatura e desenvolvimento de modelos quantitativos. Para garantir consistência metodológica, todo o processo é orientado pelo enquadramento *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) [**65**], que define as etapas desde a compreensão do problema até à avaliação final dos resultados. Na primeira fase, integrada na etapa de *business understanding* do CRISP-DM, aplica-se a metodologia *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) [**53**] para identificar, selecionar e analisar de forma rigorosa a produção científica e institucional relevante para o tema. A utilização do PRISMA permite construir um enquadramento teórico sólido, clarificar os desafios associados à integração dos fatores ESG no risco de crédito e consolidar o conhecimento necessário para definir o problema. Esta etapa inclui a recolha de literatura em bases de dados científicas, documentos regulatórios europeus e relatórios técnicos publicados por autoridades de supervisão. Assim, a revisão sistemática PRISMA em conjunto com o Capítulo 3, constitui a primeira etapa da metodologia global CRISP-DM, garantindo que o trabalho empírico assenta numa base conceptual e regulatória rigorosa. As restantes fases do CRISP-DM (*data preparation, modeling, evaluation, and deployment*) serão desenvolvidas a partir do Capítulo 4, assegurando a continuidade entre a fundamentação teórica e a análise quantitativa.

1.7. Contributo esperado do estudo

Este estudo procura aprofundar a compreensão do papel dos indicadores ESG na avaliação do risco de crédito das empresas. Desde 2020, a integração dos fatores ESG nos modelos de análise de risco tem despertado crescente interesse da comunidade científica, dos reguladores e das instituições financeiras [**47**, **52**]. Esta tendência reflete o reconhecimento de que os

riscos ESG não são variáveis isoladas, mas fatores transversais que se manifestam através de riscos financeiros tradicionais, como o risco de crédito, operacional e reputacional [**6**, **54**]. As autoridades bancárias europeias têm reforçado o enquadramento prudencial, exigindo que as instituições financeiras integrem os critérios ESG nos seus processos internos de avaliação de risco e nas políticas de concessão e monitorização de crédito [**6**]. Esta evolução sublinha a importância de compreender, selecionar e quantificar os riscos ESG, para analisar o seu impacto na robustez financeira das empresas [**22**].

O contributo científico desta investigação reside na análise empírica do valor explicativo dos fatores ESG em comparação com os indicadores financeiros tradicionais, com o objetivo de determinar se a informação não financeira acrescenta poder preditivo na avaliação do risco de crédito. A literatura existente tem-se focado, sobretudo, na relação entre desempenho ESG e risco financeiro em sentido lato, sendo ainda escassos os estudos que abordam diretamente a inclusão de variáveis ESG em modelos de risco de crédito ou de notação interna [**7**, **29**, **47**]. Grande parte da investigação privilegia indicadores financeiros e aspetos ligados a assimetrias de informação, dando menor atenção ao potencial explicativo dos fatores de sustentabilidade [**24**, **33**]. Esta investigação procura colmatar essa lacuna, propondo a integração de variáveis não financeiras em modelos de risco de crédito, em conformidade com as orientações mais recentes das autoridades supervisoras europeias. Ao incorporar notações ESG, pretende-se avaliar se estas contribuem para previsões mais precisas e abrangentes do risco, promovendo uma compreensão mais integrada da relação entre desempenho sustentável e perfil de crédito. O contributo esperado assume uma dupla natureza: científica, ao testar a relevância dos fatores ESG como variáveis explicativas adicionais nos modelos de risco de crédito; e prática, ao oferecer uma perspetiva útil para o setor bancário, disponibilizando evidência empírica que apoie a calibração de modelos internos e a gestão prudencial dos riscos de sustentabilidade.

Ao propor uma integração estruturada de variáveis ESG em modelos quantitativos de risco de crédito, esta investigação alia rigor metodológico à aplicabilidade prática, contribuindo para o avanço da investigação neste domínio. Este trabalho preenche uma lacuna relevante na literatura europeia, ao oferecer a primeira análise empírica abrangente sobre o poder explicativo dos indicadores ESG em modelos de risco de crédito, com base em dados posteriores à aprovação da CSRD [**50**]. Pretende-se, assim, contribuir para a harmonização da análise de dados ESG no contexto regulatório da União Europeia, promovendo a coerência entre investigação académica e exigências normativas emergentes. Adicionalmente, os resultados obtidos poderão servir de base para políticas de crédito mais alinhadas com os princípios da sustentabilidade, reforçando a construção de um sistema financeiro mais resiliente e responsável.

Em síntese, esta dissertação procura colmatar lacunas relevantes na literatura e na prática bancária, analisando de forma sistemática e empírica o contributo dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito. Combinando uma abordagem metodológica e dados reais de empresas, o estudo pretende contribuir para o desenvolvimento de modelos mais

robustos, transparentes e alinhados com os princípios da sustentabilidade financeira e da regulação prudencial europeia. Cada capítulo foi estruturado para responder, de forma progressiva e articulada, às questões de investigação e aos objetivos definidos, garantindo coerência entre a fundamentação teórica, a metodologia e a análise empírica.

1.8. Estrutura da dissertação

A presente dissertação encontra-se organizada em sete capítulos, cuja estrutura se descreve de seguida. O Capítulo 1 apresenta a introdução ao tema. O Capítulo 2 analisa os principais contributos teóricos, empíricos e regulatórios relacionados com o risco de crédito e a integração dos fatores ESG, recorrendo à metodologia PRISMA [**53**] para garantir uma abordagem sistemática, rigorosa e transparente. O Capítulo 3 apresenta os principais conceitos e fundamentos teóricos associados ao risco de crédito e aos fatores ESG, bem como os modelos tradicionais e modernos de avaliação, abordando ainda o papel da inovação tecnológica, nomeadamente a inteligência artificial explicável, e o enquadramento regulatório europeu, com destaque para os diplomas e orientações da EBA [**6**], BCE [**9**], SFDR [**48**], CSRD [**50**] e AI Act [**30**]. O Capítulo 4 descreve a metodologia empírica adotada, com base no modelo CRISP-DM [**65**], e detalha os procedimentos de recolha, tratamento e estruturação dos dados, bem como as técnicas analíticas aplicadas. O Capítulo 5 apresenta os resultados da análise quantitativa, com foco na relevância explicativa dos indicadores ESG na previsão do risco de crédito. O Capítulo 6 desenvolve uma análise crítica e interpretativa dos resultados, em articulação com os contributos teóricos e empíricos identificados na literatura. Por fim, o Capítulo 7 sintetiza as principais conclusões do estudo, ao realçar os contributos teóricos e práticos, as limitações identificadas e as oportunidades para investigação futura.

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

CAPÍTULO 2

Revisão da Literatura

A revisão da literatura tem como objetivo analisar o estado da arte sobre a integração dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito. Para isso, o capítulo apresenta os principais conceitos teóricos, as metodologias tradicionais de análise, a evolução das abordagens que incorporam variáveis ESG e o enquadramento regulatório europeu, complementados por evidência empírica recente. Para garantir uma abordagem sistemática, transparente e reprodutível, foi adotada a metodologia PRISMA [**53**], que define etapas rigorosas para identificação, triagem, avaliação de elegibilidade e inclusão dos estudos. A aplicação desta metodologia assegura a consistência dos critérios de seleção, a verificabilidade das fontes e a fiabilidade dos resultados. A revisão baseia-se numa pesquisa estruturada de artigos científicos, relatórios institucionais e documentos normativos relevantes, seguindo as recomendações do PRISMA, de forma a garantir uma análise metodologicamente robusta e teoricamente fundamentada.

2.1. Metodologia de revisão

O método PRISMA é amplamente reconhecido como a norma internacional para conduzir e comunicar revisões sistemáticas e meta-análises, garantindo transparência, rigor e reprodutibilidade em todas as fases do processo. Esta abordagem assegura que a revisão responde claramente à questão de investigação, descrevendo de forma detalhada as etapas de identificação, seleção, avaliação crítica e síntese dos estudos incluídos. De acordo com [**53**], o ciclo metodológico da revisão sistemática começa com a formulação da questão de investigação e a definição dos critérios de elegibilidade e dos métodos de revisão. Segue-se a pesquisa estruturada da literatura, abrangendo bases de dados e fontes complementares, e a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão. As etapas seguintes incluem a extração e análise crítica dos dados, a sistematização e apresentação dos resultados e, por fim, a interpretação e síntese das conclusões. Este processo é iterativo, permitindo atualizações periódicas que reforçam a fiabilidade e a atualidade da evidência científica. A versão 2020 da metodologia PRISMA [**53**] representa uma evolução significativa face à versão de 2009, ao incorporar avanços metodológicos, tecnologias de automação e diretrizes reforçadas para garantir maior transparência na síntese dos resultados. A sua aplicação nesta dissertação assegura a consistência do processo de revisão e a robustez das conclusões obtidas. A Figura 2.1 ilustra as principais etapas do processo de revisão sistemática, conforme o modelo PRISMA 2020 [**53**].

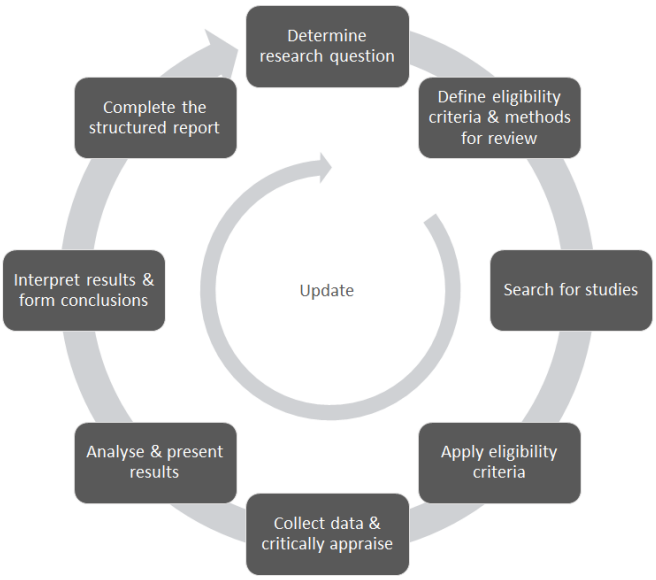


Figura 2.1. Etapas do processo de revisão sistemática segundo o PRISMA 2020 [**53**].

2.1.1. Estratégia de pesquisa

A revisão sistemática da literatura foi realizada entre agosto e outubro de 2025, com o objetivo de identificar artigos científicos e documentos institucionais relevantes sobre a integração dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito, com especial foco no contexto europeu e no enquadramento regulatório mais recente. A pesquisa baseou-se nas bases de dados Scopus[1] e Consensus AI[2], complementadas por fontes institucionais oficiais, como a EBA[3] e o BCE[4]. A escolha destas fontes deveu-se à sua credibilidade científica e institucional, à abrangência temática e à relevância para o domínio da sustentabilidade financeira e da gestão do risco de crédito. Foram definidas três expressões booleanas principais, correspondentes aos eixos temáticos do estudo:

```
"ESG AND Credit Risk AND Europe"
```

Expressão boleana 1: contexto europeu e desempenho ESG.

```
"ESG AND Credit Risk AND (Machine Learning OR Explainable
   AI)"
```

Expressão boleana 2: abordagens analíticas e explicáveis.

```
"ESG AND Credit Risk AND Regulation"
```

Expressão boleana 3: enquadramento regulatório e risco de crédito.

Estas expressões refletem os principais eixos de análise do estudo: o contexto europeu, as abordagens analíticas baseadas em *Machine Learning* (ML) e *Explainable Artificial Intelligence* (XAI), e o enquadramento regulatório do risco de crédito. Além disso, foram

[1]Plataforma bibliográfica da Elsevier, disponível em: `https://www.scopus.com`
[2]Ferramenta de pesquisa académica assistida por IA, disponível em: `https://consensus.app`
[3]*European Banking Authority*, disponível em: `https://www.eba.europa.eu`
[4]Banco Central Europeu, disponível em: `https://www.ecb.europa.eu`

consultados relatórios institucionais e documentos normativos europeus, como o SFDR [**48**], a CSRD [**50**], o *EBA Report on Management and Supervision of ESG Risks for Credit Institutions and Investment Firms* [**6**] e o *European Central Bank Annual Report 2024* [**9**], com o objetivo de contextualizar a evolução legislativa e regulatória no domínio da sustentabilidade financeira.

2.1.2. Critérios de inclusão e exclusão

Os critérios de inclusão e exclusão foram definidos para garantir relevância científica, coerência temática e comparabilidade metodológica entre os estudos analisados. A aplicação rigorosa destes critérios permitiu delimitar o corpus da revisão sistemática a investigações que abordam a integração dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito, no contexto europeu e sob uma perspetiva quantitativa ou analítica. Foram incluídos os estudos que cumpriam, cumulativamente, as seguintes condições:

(i) abordavam explicitamente a relação entre desempenho ESG e risco de crédito, *credit spreads*, *ratings* ou probabilidades de incumprimento;
(ii) apresentavam metodologias quantitativas, econométricas ou de *machine learning*, com contributos empíricos verificáveis;
(iii) enquadravam-se no contexto europeu, incluindo empresas, instituições financeiras ou mercados sujeitos à regulação da EBA ou do BCE;
(iv) foram publicados entre 2020 e 2025, com o objetivo de assegurar atualidade e alinhamento com o enquadramento regulatório da SFDR [**48**], CSRD [**50**], Taxonomia [**49**] e AI Act [**30**];
(v) encontravam-se redigidos em inglês, garantindo a integridade semântica na análise de conteúdo.

Foram excluídos os estudos que não cumpriam um ou mais dos critérios acima, nomeadamente:

(i) artigos fora do contexto europeu ou com amostras predominantemente norte-americanas ou asiáticas;
(ii) estudos teóricos ou conceptuais sem suporte empírico;
(iii) documentos sem revisão científica por pares (*peer review*) ou em formato de dissertação académica não publicada;
(iv) investigações com horizonte temporal inferior a dois anos ou baseadas em períodos anteriores a 2020;
(v) análises centradas exclusivamente em fatores de rentabilidade, retorno acionista ou impacto reputacional, sem ligação direta ao risco de crédito.

Adicionalmente, foram incluídos relatórios institucionais da EBA [**6**] e do BCE [**9**], pela sua relevância regulatória e contributo para compreender o enquadramento prudencial europeu. Embora não sujeitos a revisão por pares, estes documentos foram considerados fontes de elevada fiabilidade técnica, enquadrando-se na componente normativa e contextual da revisão.

2.1.3. Processo de triagem e seleção

A triagem e seleção dos estudos foi realizada de forma sistemática e transparente, com base nos critérios definidos na secção anterior. Esta etapa teve como objetivo garantir a inclusão apenas de investigações empiricamente robustas, metodologicamente consistentes e alinhadas com o enquadramento europeu para a integração dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito. O processo começou com a leitura dos títulos, resumos e palavras-chave de todos os registos identificados nas bases de dados. Numa primeira filtragem, foram eliminados documentos duplicados, estudos fora do contexto europeu e trabalhos sem relevância direta para o risco de crédito. Em seguida, procedeu-se à leitura integral dos artigos e relatórios pré-selecionados, avaliando a sua adequação em função da metodologia, disponibilidade de dados e contributo para os objetivos da investigação. A seleção final incluiu apenas os estudos que: (i) analisavam empiricamente a relação entre indicadores ESG e risco de crédito; (ii) apresentavam metodologias quantitativas ou analíticas passíveis de replicação; e (iii) se enquadravam no contexto europeu. Foram também integrados relatórios regulatórios e técnicos de reconhecida relevância institucional, que cumpriam os critérios de pertinência, atualidade e contributo conceptual para a análise do quadro prudencial europeu.

2.1.4. Resultados do processo de seleção

O processo de identificação, triagem e inclusão dos estudos foi realizado em conformidade com as diretrizes do modelo PRISMA 2020 [**53**]. Este procedimento garantiu a rastreabilidade e a transparência de todas as etapas da revisão, desde a recolha inicial até à inclusão final dos trabalhos analisados. A pesquisa sistemática abrangeu as bases de dados Scopus e Consensus AI, considerando o período de 2020 a 2025, para assegurar a atualidade e relevância dos estudos. Foram identificados 212 registos provenientes destas bases, aos quais se juntaram sete documentos institucionais obtidos diretamente em fontes oficiais, nomeadamente da EBA e do BCE. Após a fase de identificação, seis registos foram removidos antes da triagem: quatro por duplicação e dois por não cumprirem os critérios de elegibilidade (um relatório académico e um documento fora do âmbito europeu). Os 206 registos restantes foram submetidos à triagem, da qual resultaram 148 exclusões, motivadas por ausência de foco no risco de crédito, falta de variáveis quantitativas relevantes, horizonte temporal inadequado ou ausência de revisão científica. No total, 58 artigos foram analisados na íntegra, não tendo sido necessário excluir quaisquer estudos nesta etapa, dado que todos cumpriam os critérios de qualidade, pertinência temática e enquadramento geográfico. Paralelamente, os sete relatórios institucionais da EBA e do BCE foram igualmente incluídos, atendendo ao seu valor regulatório e ao contributo contextual para a análise do enquadramento europeu da integração dos fatores ESG no risco de crédito.

A Figura 2.2 sintetiza as etapas do processo de seleção, desde a identificação inicial até à inclusão final dos estudos.

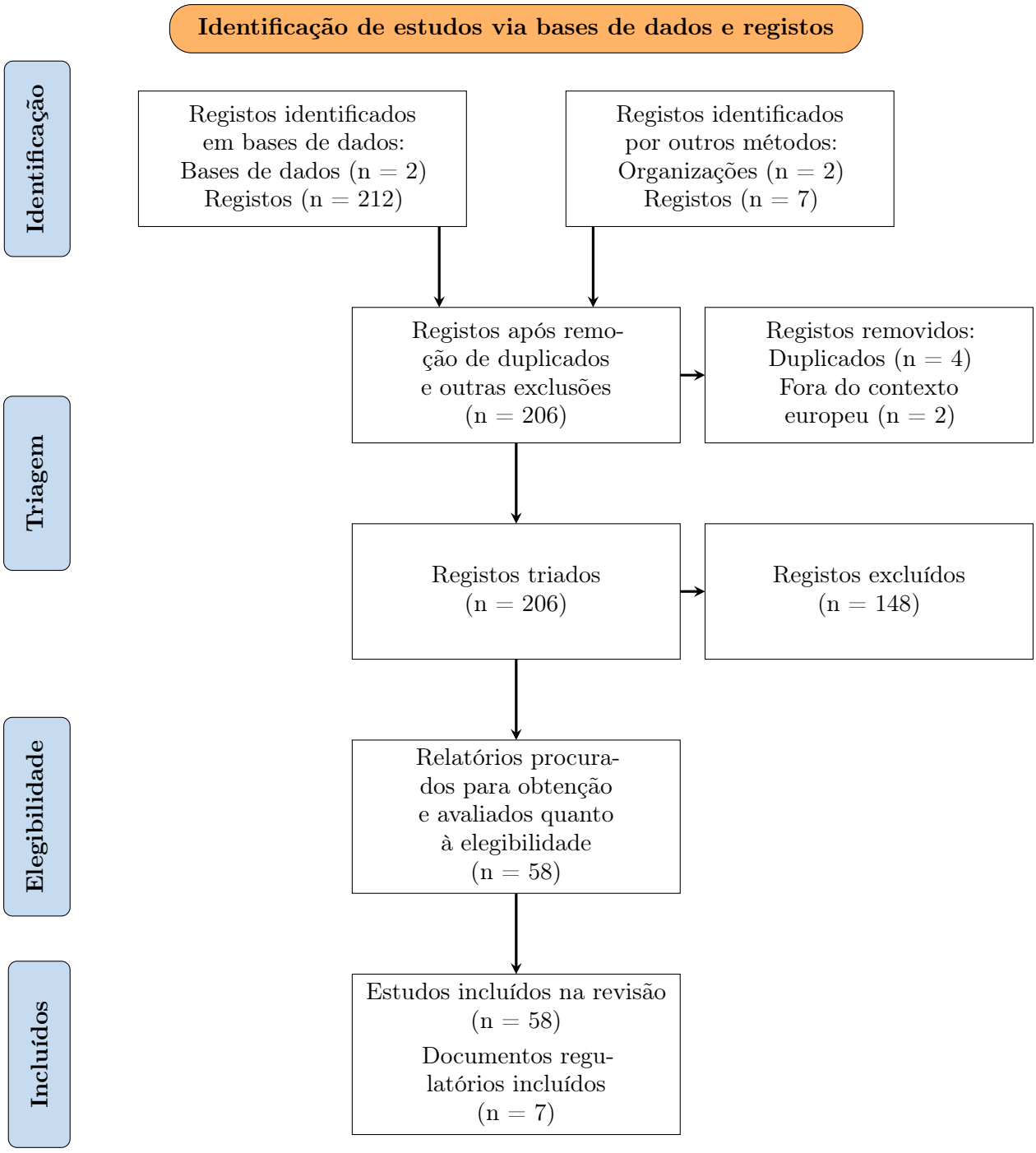


Figura 2.2. Fluxo PRISMA 2020 **[53]** da seleção de estudos.[5]

2.2. Critérios e metodologia de classificação dos estudos

A classificação dos artigos analisados seguiu a tipologia proposta por **[59]**, que distingue os estudos de acordo com o seu propósito e com a natureza dos dados e da abordagem analítica. Foram considerados quatro tipos principais de estudo, sintetizados na Tabela 2.1: teórico, empírico, institucional e técnico ou metodológico. Adicionalmente, foram definidas

[5] *Template* adaptado de `https://tex.stackexchange.com/questions/263737/flowchart-tikz`.

seis subcategorias metodológicas, apresentadas na Tabela 2.2, em função do tipo de dados, da técnica analítica e do contexto de aplicação.

Tabela 2.1. Classificação por tipo de estudo (adaptado de [**59**]).

Tipo de Estudo	**Características**
Teórico / Revisão de Literatura	Fundamenta conceitos, revê estudos prévios e propõe modelos conceptuais.
Empírico	Utiliza dados (primários ou secundários), aplica métodos estatísticos ou econométricos e testa hipóteses.
Institucional	Analisa políticas públicas, regulamentação, enquadramentos legais e governação institucional.
Técnico / Metodológico	Desenvolve, testa ou valida modelos analíticos, métricas, algoritmos, *frameworks* ou metodologias aplicadas.

Tabela 2.2. Subcategorias metodológicas (adaptado de [**59**]).

Subcategoria	**Características**
Quantitativo	Dados numéricos, estatística descritiva, regressões, correlações e análise de painel.
Qualitativo	Entrevistas, estudos de caso, análise documental e interpretação conceptual.
Estatístico	Testes de hipóteses, modelos econométricos ou matemáticos.
Metodológico	Desenvolvimento, refinamento ou aplicação de uma metodologia.
Aplicação Prática	Utilização de um modelo ou *framework* para resolver um caso concreto.
Institucional / Normativo	Interpretação de legislação, regulações ou estruturas de governação.

2.2.1. Caracterização da amostra

A amostra inclui 61 publicações (ajustada após a exclusão das referências metodológicas [**44**, **53**, **59**, **65**]), abrangendo o período de 2020 a 2025 e centrando-se na relação entre fatores ESG e risco de crédito. A classificação dos estudos seguiu a estrutura metodológica proposta por [**59**], distinguindo os trabalhos segundo a sua natureza conceptual, propósito analítico e enquadramento metodológico. Assim, os estudos foram agrupados em quatro categorias principais: teóricos/revisões de literatura, empíricos, técnico-metodológicos e institucionais/normativos, conforme apresentado na Tabela 2.3.

Os estudos teóricos e de revisão de literatura fornecem as bases conceptuais para compreender a relação entre sustentabilidade, estabilidade financeira e governação de dados. Estes trabalhos ajudam a explicar como evoluíram os paradigmas de risco e de que forma os fatores ESG foram sendo integrados nas métricas prudenciais. De um modo geral, estas contribuições têm uma natureza qualitativa, centrando-se na análise de enquadramentos teóricos e modelos conceptuais. Por outro lado, a evidência empírica domina a amostra, com 36 dos 61 estudos analisados. Este dado revela não só a maturidade

Tabela 2.3. Tipologia metodológica dos estudos incluídos na revisão (n = 61).

Tipo de Estudo	N.º de Artigos
Teórico / Revisão de Literatura	13
Empírico, Quantitativo / Estatístico	23
Empírico, Metodológico / Aplicação Prática	12
Técnico / Metodológico	6
Institucional / Normativo	7

Nota: Distribuição ajustada após a exclusão das referências metodológicas **[44, 53, 59, 65]**, que não representam estudos empíricos ou teóricos no domínio do risco de crédito e ESG.

analítica do campo, mas também a importância atribuída à quantificação do impacto dos fatores ESG em variáveis como *credit ratings*, *spreads*, *Probability of Default* (PD) e *Loss Given Default* (LGD). Entre estes trabalhos, destacam-se as abordagens quantitativas, que recorrem a modelos de regressão, análises de dados em painel e técnicas supervisionadas de *machine learning*, como *Random Forest*, *XGBoost* e *LightGBM*. Muitas vezes, estas metodologias são complementadas por ferramentas de explicabilidade algorítmica (XAI), fundamentais para reforçar a transparência e a capacidade de auditoria dos modelos. Os estudos de natureza *técnica e metodológica* concentram-se no desenvolvimento e na padronização de processos analíticos, incluindo o modelo CRISP-DM e *frameworks* orientadas para explicabilidade, governação e reprodutibilidade. Já os documentos *institucionais e normativos*, provenientes de entidades como a EBA, o BCE e o Parlamento e Conselho da União Europeia, estabelecem o enquadramento regulatório que orienta a integração dos fatores ESG no sistema financeiro europeu. Entre os principais instrumentos regulatórios, destacam-se a SFDR, a Taxonomia, a CSRD e o AI Act. Por fim, a figura 2.3 sintetiza a distribuição das diferentes abordagens identificadas na revisão, evidenciando a interligação entre produção científica, inovação metodológica e enquadramento regulatório europeu.

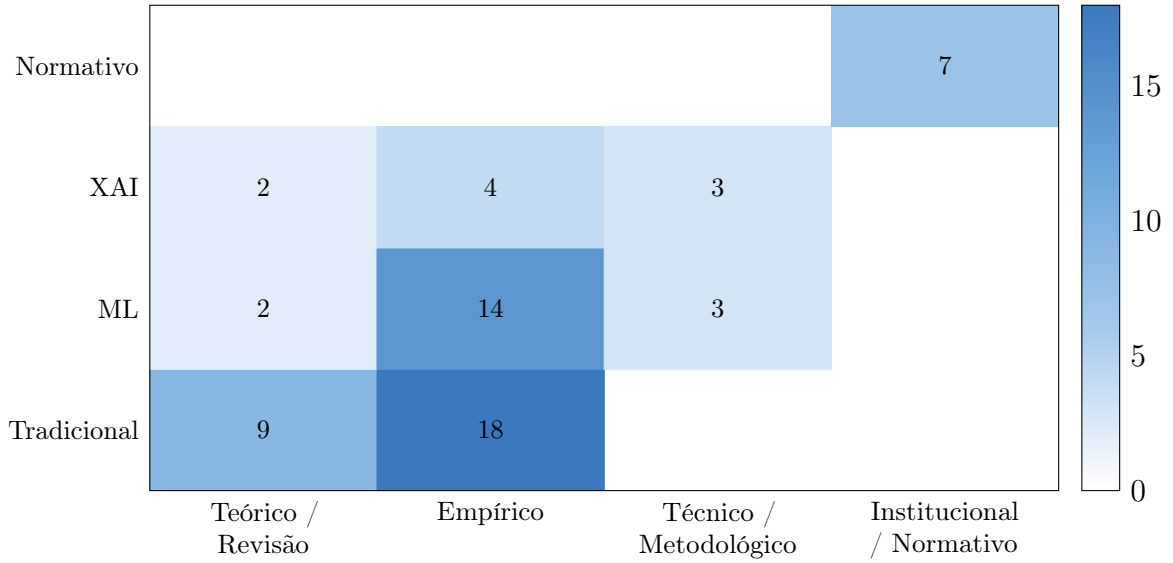


Figura 2.3. Distribuição dos estudos selecionados por categoria metodológica.
Nota: Distribuição ajustada após a exclusão das referências metodológicas **[44, 53, 59, 65]**, que não representam estudos empíricos ou teóricos no domínio do risco de crédito e ESG.

Em síntese, a amostra revela um alinhamento metodológico em três dimensões principais: *(i)* uma base empírica sustentada por evidência econométrica; *(ii)* a evolução das técnicas analíticas, com destaque para abordagens explicáveis (XAI); e *(iii)* um enquadramento regulatório europeu cada vez mais exigente e harmonizado. Esta convergência reflete o amadurecimento científico e institucional do tema, reforçando a transparência, a auditabilidade e a utilidade prática das metodologias aplicadas à avaliação do risco de crédito.

2.3. Abordagens metodológicas

A avaliação do risco de crédito tem vindo a evoluir das abordagens estatísticas tradicionais para métodos baseados em ML, acompanhando a crescente complexidade dos mercados financeiros, a diversidade das fontes de informação e a necessidade de decisões mais rápidas e precisas. Esta transição metodológica implica um equilíbrio constante entre precisão preditiva, explicabilidade e conformidade regulatória, especialmente num contexto em que a transparência algorítmica se tornou uma exigência legal e ética [**2**, **20**, **25**, **57**].

2.3.1. Modelos tradicionais e modelos de *Machine Learning* (ML)

Durante várias décadas, modelos lineares e não lineares, como a regressão logística e o modelo *probit*, dominaram a modelização do risco de crédito. A sua principal vantagem reside na explicabilidade, já que são considerados explicáveis, ou interpretáveis, por *design* [**2**, **44**]. Contudo, a simplicidade destas abordagens limita a capacidade de captar relações complexas entre variáveis, resultando num desempenho preditivo inferior [**25**, **57**]. Estudos recentes evidenciam que algoritmos baseados em árvores de decisão e métodos de *boosting*, como o *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) e o *Light Gradient Boosting Machine* (LightGBM), superam consistentemente os modelos lineares, com melhorias que podem atingir 17% na métrica *Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve* (AUC-ROC) [**25**, **46**, **57**]. Estas abordagens conseguem identificar interações não lineares e efeitos cruzados entre variáveis que a regressão logística não deteta.

2.3.2. Modelos quantitativos e explicabilidade algorítmica

A regressão logística mantém-se como referência na indústria bancária pela sua robustez estatística, facilidade de validação e ampla aceitação regulatória. A sua estrutura baseada em parâmetros permite interpretar diretamente os coeficientes e os efeitos marginais das variáveis explicativas, o que reforça a sua relevância em contextos sujeitos a rigorosos requisitos regulatórios. Contudo, estudos recentes evidenciam desempenho inferior face a abordagens mais sofisticadas, com valores mais baixos em métricas como precisão, *recall* e *Area Under the Curve* (AUC), sobretudo em bases de dados complexas e com relações não lineares [**25**, **46**, **58**].

No estudo da relação entre fatores ESG e risco bancário, destacam-se os modelos econométricos, em particular o *two-step system Generalized Method of Moments (GMM)*, utilizados para lidar com relações complexas entre variáveis e reduzir problemas como correlações espúrias ou efeitos simultâneos. A preferência pelo GMM face ao *Two-Stage*

Least Squares (2SLS) decorre da dificuldade em identificar instrumentos válidos em modelos complexos, sendo a robustez avaliada por testes como Hansen e Arellano–Bond [**4**, **23**, **26**].

Modelos de *ensemble learning*, como *XGBoost* e *Random Forest*, destacam-se pela elevada capacidade preditiva e pela eficácia na gestão de dados desequilibrados, característica frequente em problemas de risco de crédito [**25**, **46**]. A evidência empírica indica que o *XGBoost* pode apresentar ganhos na ordem dos 5% na métrica AUC-ROC face à regressão logística [**57**], enquanto o *Random Forest* atinge níveis de precisão próximos de 0.93 [**46**].

Em cenários com grandes volumes de dados e de elevada dimensão, surgem modelos de *deep learning*, como *Long Short-Term Memory Autoencoder* (LSTM-AE), *Variational Autoencoder* (VAE) e *Convolutional Neural Network* (CNN). Estes, permitem identificar padrões e dependências temporais [**3**], embora nem sempre superem os algoritmos baseados em árvores em termos de desempenho preditivo, além de colocarem desafios adicionais ao nível da interpretabilidade e validação [**57**].

A crescente automatização das decisões financeiras reforça a necessidade de transparência e auditabilidade. Regulamentos como o Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados (RGPD) e o AI Act consolidam o direito à explicação e à supervisão humana dos sistemas de IA aplicados em contextos financeiros de alto risco [**30**]. Neste enquadramento, as técnicas de XAI assumem papel central na conciliação entre desempenho preditivo e explicabilidade [**20**, **35**]. Entre estas, o *Shapley Additive exPlanations* (SHAP) destaca-se por quantificar a contribuição individual de cada variável para a previsão do modelo e por garantir propriedades como precisão local e consistência. A implementação *TreeSHAP* torna esta abordagem particularmente eficiente em modelos baseados em árvores [**5**, **25**]. O *Local Interpretable Model-Agnostic Explanations* (LIME), por sua vez, constitui uma técnica modelo-agnóstica amplamente utilizada para explicações locais, embora apresente limitações relacionadas com a sua estabilidade [**5**, **25**].

A literatura aponta para desafios metodológicos relevantes que condicionam a aplicação destas abordagens. Um dos principais é a complexidade das relações entre variáveis financeiras e fatores ESG, que pode introduzir dependências indesejadas e comprometer a robustez das estimativas, sendo por isso frequente o recurso a técnicas como o GMM para melhorar a consistência dos resultados [**26**]. Acresce a dificuldade em conciliar desempenho e transparência: modelos mais sofisticados tendem a funcionar como "caixas negras", exigindo mecanismos de explicabilidade (XAI) que nem sempre refletem integralmente a lógica interna do modelo [**20**, **25**, **57**]. Por último, subsiste o risco associado ao próprio modelo, que envolve dimensões estatísticas, tecnológicas e de conduta, aspetos críticos para processos de validação em contextos regulatórios exigentes [**57**].

2.3.3. Arquiteturas de *deep learning* e os limites da explicabilidade algorítmica

Nos últimos anos, as arquiteturas de *Deep Learning*, como as *Deep Neural Network* (DNN) e as redes *Long Short-Term Memory* (LSTM), ganharam relevo no setor financeiro devido à capacidade de processar dados complexos e de elevada dimensão. Estudos empíricos mostram que estas redes extraem padrões ocultos tanto de dados históricos sequenciais

como de variáveis estáticas, alcançando frequentemente taxas de precisão superiores às de métodos estatísticos tradicionais na previsão de incumprimento [**43**, **60**].

Contudo, a adoção destes modelos no risco de crédito enfrenta um obstáculo: a sua natureza opaca, muitas vezes descrita como "caixa negra" (*black box*). O processo de atribuição de crédito encontra-se fortemente regulado, e normas como o RGPD exigem que os clientes tenham acesso a uma explicação das decisões automatizadas. Assim, instituições financeiras necessitam de justificar perante clientes, auditores e reguladores os critérios envolvidos em cada recusa de crédito [**21**].

A literatura recente também questiona a superioridade do *deep learning* clássico em dados estritamente tabulares, o formato típico das bases de dados bancárias. Nestes cenários, algoritmos baseados em árvores de decisão, como *XGBoost* ou *Random Forest*, continuam a apresentar melhor desempenho global. Esta limitação decorre da forma como as redes neuronais aprendem padrões: as DNN tradicionais tendem a produzir funções excessivamente suaves e mostram vulnerabilidade a variáveis ruidosas, comuns nos dados tabulares [**16**]. Contudo, para colmatar esta lacuna, a literatura aponta os modelos baseados em arquiteturas *Transformer* como o estado da arte do *deep learning* para dados tabulares. Destacam-se arquiteturas como *Self-Attention and Intersample Attention Transformer* (SAINT), que demonstra uma *performance* preditiva altamente competitiva, chegando a superar modelos de árvores em bases de dados de grande escala,, e o *TabNet*, desenhado para oferecer interpretabilidade nativa através de mecanismos de atenção (*attention mechanisms*), atenuando o problema da "caixa negra" [**16**].

Para reforçar a transparência exigida pela regulação, têm surgido propostas que integram técnicas de XAI. *Frameworks* como a *Transparency, Auditability, and eXplainability for Credit Scoring* (TAX4CS) demonstram que métodos, como SHAP e LIME, permitem decompor previsões complexas e identificar os fatores que influenciaram cada decisão individual, assegurando a explicabilidade local necessária [**21**].

Em paralelo, outras linhas de investigação defendem modelos híbridos e arquiteturas intrinsecamente interpretáveis. Em vez de aplicar explicabilidade apenas no final, alguns autores propõem ajustar a própria estrutura de aprendizagem. Entre as soluções sugeridas destacam-se funções de perda híbridas (*hybrid loss functions*) que penalizam a complexidade da rede, mecanismos de atenção adaptados a dados tabulares que evidenciam as variáveis determinantes em cada previsão e métodos de simplificação de modelos que convertem arquiteturas complexas em versões aproximadas baseadas em regras de decisão [**16**, **60**].

Em síntese, embora as mais recentes arquiteturas de *deep learning* constituam um avanço teórico relevante na modelação do risco, a evidência indica que a sua superioridade preditiva face a algoritmos clássicos só se materializa em bases de dados de dimensão massiva [**16**]. Para dados estritamente tabulares e amostras de dimensão moderada, os modelos *ensemble* baseados em árvores de decisão mantêm a supremacia preditiva e computacional [**16**, **29**]. Por este motivo, a combinação de algoritmos como *XGBoost*, *LightGBM* ou *Random Forest* com técnicas robustas de explicabilidade *post-hoc*, nomeadamente o SHAP,

continua a ser a abordagem empírica mais recomendada pela literatura para assegurar a máxima precisão sem comprometer a transparência exigida pelo regulador [**25**, **57**].

2.4. Tipologia e fontes de dados

Os estudos sobre risco de crédito que integram fatores ESG recorrem a uma combinação de informação financeira, indicadores de risco, métricas de sustentabilidade e dados regulatórios. Esta diversidade reflete a crescente complexidade da análise e a multiplicidade de origens dos dados utilizados.

A tipologia dos dados pode ser agrupada em quatro categorias principais. Em primeiro lugar, os dados financeiros incluem métricas clássicas de desempenho e estrutura, como lucro, crescimento, liquidez, endividamento, *Return on Assets* (ROA), *Working Capital Ratio* (WCR) e *Interest Coverage Ratio* (ICR), fundamentais para avaliar a solidez económica das empresas [**2**, **29**, **42**]. Seguem-se os dados de risco e classificação, que abrangem variáveis como PD, LGD, *spreads* de *Credit Default Swap* (CDS) e classificações de crédito atribuídas por agências como Bloomberg, S&P, Moody's ou Fitch [**10**, **24**, **54**, **64**]. A terceira categoria corresponde aos dados ESG, que incluem pontuações agregadas e por pilar (Ambiental, Social e Governação), bem como indicadores de *ESG Controversies Score* (ESGC), que medem a exposição das empresas a eventos negativos reportados nos *media* [**14**, **26**, **27**, **29**]. Por fim, os dados de risco climático referem-se à avaliação de riscos físicos e de transição, com base em metodologias prospetivas que utilizam cenários futuros e dados não observados em séries históricas [**18**].

As fontes de dados identificadas na literatura podem ser agrupadas em quatro grandes blocos. A Refinitiv constitui a principal fonte para pontuações ESG e ESGC, numa escala de 0–100, em que 100 indica ausência de controvérsias, disponibilizando também dados financeiros através da plataforma Eikon [**10**, **26**, **47**]. A MSCI e a Sustainalytics são amplamente utilizadas para *ratings* e pontuações ESG, sendo as diferenças metodológicas entre ambas relevantes para validar a consistência dos resultados [**2**, **12**, **14**]. A Bloomberg e a S&P Global fornecem dados de mercado, classificações de crédito e estimativas de PD, recorrendo frequentemente a modelos do tipo Merton [**2**, **14**, **54**]. Por último, destacam-se as fontes europeias, como a EBA, que publica orientações e documentos regulatórios para a gestão dos riscos ESG [**6**, **31**]. A extração de dados não estruturados provenientes de relatórios anuais, relatórios de sustentabilidade e notícias é frequentemente realizada através de plataformas de inteligência artificial, como a *Altilia Intelligent Automation* (AIA) [**63**].

Apesar dos avanços na integração de dados ESG na avaliação do risco de crédito, persistem desafios significativos relacionados com a qualidade, cobertura e atualidade da informação. A ausência de padronização dos *ratings* ESG é um dos principais constrangimentos, refletida na baixa correlação entre classificações atribuídas por diferentes fornecedores, como a MSCI, Refinitiv ou Sustainalytics, devido à falta de metodologias uniformes [**12**, **37**, **47**, **62**]. Acresce o desafio da qualidade e estrutura da informação, frequentemente destacada pelos reguladores europeus [**50**]. Uma vez que grande parte dos dados ESG se encontra em formatos não estruturados (textos e relatórios), a sua extração

exige técnicas avançadas, como *Large Language Model* (LLM) e arquiteturas *Transformers*, para processar linguagem natural e identificar padrões relevantes [**63**]. Outro constrangimento prende-se com a cobertura limitada das PME, que tendem a apresentar pontuações ESG mais baixas ou inexistentes devido à menor capacidade de reporte e conformidade, conduzindo a enviesamentos estruturais nas notações [**45**, **62**]. A regulamentação europeia reconhece esta limitação, permitindo aos bancos o uso de estimativas internas e variáveis de substituição (*proxies*) para avaliar contrapartes sem obrigações formais de reporte, desde que devidamente justificadas nos relatórios prudenciais [**31**].

2.5. Evidência empírica: resultados, consistência e inovações metodológicas

A análise dos estudos incluídos na revisão sistemática revela padrões consistentes no desempenho dos modelos, na relevância dos fatores utilizados e nas opções metodológicas adotadas. Esta secção sintetiza os principais resultados empíricos, identifica convergências e divergências entre estudos e destaca contributos inovadores que introduzem novas abordagens à explicação e deteção de risco.

Os resultados evidenciam que os modelos de ML, como *XGBoost* e *Random Forest*, apresentam desempenho superior à regressão logística, sobretudo em métricas como a AUC-ROC e a precisão [**25**, **46**, **57**]. Apesar disso, variáveis financeiras clássicas, como alavancagem e rentabilidade (ROA), mantêm elevada importância preditiva em modelos lineares e não lineares, o que demonstra a sua relevância estrutural no risco de crédito [**29**]. A inclusão de fatores ESG, agregados e por pilar, contribui para melhorar a explicação do risco, destacando-se a interação entre governação e fatores laborais na previsão de controvérsias ESGC [**27**].

A literatura revela convergência em aspetos essenciais da modelação, nomeadamente no desempenho relativo dos modelos de ML, na robustez das técnicas de explicação e no equilíbrio entre complexidade e transparência.

No que diz respeito à adoção de modelos mais complexos, como as redes neuronais profundas (DNN), a evidência empírica apresenta divergências interessantes. Por um lado, estudos alargados de *benchmark* demonstram que, em bases de dados estritamente tabulares (o padrão no risco de crédito), as DNN raramente garantem melhor desempenho; algoritmos baseados em árvores, como o *Random Forest* e o *XGBoost*, continuam a dominar por oferecerem um equilíbrio mais eficaz entre precisão, estabilidade perante variáveis ruidosas e menor risco de desajustamento [**57**].

Por outro lado, estudos muito recentes contrariam a premissa de que o *deep learning* é globalmente inferior no *credit scoring*. Quando aplicadas a contextos que exigem a análise de dependências temporais ou históricos sequenciais de transações, arquiteturas específicas como as *Recurrent Neural Network* (RNN) e redes LSTM demonstraram ultrapassar os modelos de *ensemble* (incluindo o *XGBoost*) nas taxas de acurácia e na curva AUC [**43**,**60**].

Entre as técnicas de explicabilidade, o SHAP apresenta maior estabilidade e consistência do que o LIME, cuja variabilidade entre execuções pode comprometer a fiabilidade [**5**, **25**]. Globalmente, o *XGBoost* surge como a abordagem de eleição geral que melhor concilia

acurácia, interpretabilidade e conformidade regulatória, excetuando-se casos de análise altamente sequencial [**34**, **57**].

Alguns estudos introduzem contributos inovadores. Destaca-se a combinação de métricas de XAI com redes de correlação aplicadas a valores de *Shapley*, o que permite agrupar observações segundo a lógica explicativa subjacente e contribui para uma interpretação mais rigorosa por parte da gestão [**20**]. Também se observa o uso de modelos de *deep learning*, como VAE, CNN e LSTM-AE, para deteção de anomalias associadas a eventos relevantes, como mudanças regulatórias [**3**]. Embora estas arquiteturas evidenciem potencial para captar padrões complexos, nem sempre superam os modelos baseados em árvores em termos de desempenho preditivo [**57**].

Por fim, a evolução recente da investigação revela tendências consolidadas que reforçam a precisão, a transparência e a fiabilidade dos modelos aplicados ao risco de crédito. Entre elas, destaca-se a integração entre desempenho e explicabilidade, através da combinação de modelos de ML com técnicas robustas como o SHAP, sem comprometer a acurácia [**25**]. Os modelos de ML demonstram capacidade superior para captar relações não lineares entre fatores financeiros e ESG, contribuindo para avaliações mais completas do risco [**29**, **47**]. Além disso, *frameworks* holísticas como o *Sustainability, Accuracy, Fairness and Explainability* (S.A.F.E.) reforçam a importância de integrar sustentabilidade, acurácia, *fairness* e explicabilidade na avaliação da confiabilidade dos modelos [**2**, **34**].

2.6. Lacunas identificadas e contributo esperado

Apesar dos avanços significativos registados na literatura e do reforço progressivo do enquadramento prudencial europeu, persistem fragilidades estruturais que dificultam uma integração plenamente robusta dos fatores ESG nos modelos de avaliação do risco de crédito. A análise crítica do estado da arte evidencia lacunas empíricas, metodológicas, regulatórias e informacionais que justificam a necessidade de aprofundar a investigação neste domínio. Em primeiro lugar, observa-se que grande parte dos estudos utiliza um *score* ESG agregado. Esta prática dilui o sinal informativo dos pilares Ambiental, Social e de Governação, reduz a heterogeneidade entre dimensões e diminui a potência estatística das estimativas. Além disso, a investigação empírica raramente considera interações entre fatores ESG, características setoriais e enquadramento institucional, o que limita a generalização dos resultados. A utilização de horizontes temporais curtos constitui outra limitação, pois impede a captação do desfasamento com que os efeitos da sustentabilidade se materializam e das quebras estruturais associadas à implementação de diplomas como a SFDR e a CSRD. A escassez de estudos que analisam eventos concretos, como controvérsias ambientais, violações de conduta ou incidentes reputacionais, constitui uma limitação adicional, porque dificulta a identificação de relações causais diretas entre práticas de sustentabilidade e alterações no risco de crédito. No plano metodológico, permanece a dificuldade em estabelecer relações causais robustas. Muitos estudos não distinguem de forma clara causa e consequência na relação entre risco de crédito e desempenho ESG. O recurso a estratégias quasi-experimentais é reduzido, embora estas permitam isolar

efeitos através de comparações entre grupos semelhantes ou de abordagens inspiradas em experiências naturais. Além disso, a relação entre sustentabilidade e risco continua muitas vezes a ser modelada de forma linear e estática, o que impede a deteção de pontos de viragem e de padrões não lineares potencialmente relevantes. No domínio da modelação preditiva avançada, verifica-se uma lacuna na exploração de arquiteturas de *deep learning* adaptadas a este contexto. Embora estas redes apresentem potencial para captar relações não lineares e padrões sequenciais associados aos eventos de sustentabilidade, revelam vulnerabilidades quando aplicadas a dados tabulares. A propensão para o sobreajustamento (*overfitting*) torna-se mais severa devido à escassez de incumprimentos, o que intensifica o desequilíbrio entre classes e reduz a sensibilidade dos modelos ao risco efetivo. A opacidade inerente a estas arquiteturas aprofunda os desafios de transparência. A integração de técnicas de XAI permanece superficial, porque as explicações são frequentemente apresentadas de forma ilustrativa e não garantem estabilidade, fidelidade ou consistência temporal. As práticas de validação continuam excessivamente centradas em métricas como a AUC ou a *accuracy*, sem incluir indicadores fundamentais para a gestão do risco de modelo, como calibração, robustez temporal ou adaptabilidade a alterações nos dados. Do ponto de vista regulatório, persiste fragilidade na articulação dos fatores ESG com os três Pilares de Basileia. A aplicação prática dos fatores ESG em instrumentos de avaliação prudencial, como *Risk-Weighted Assets* (RWA), *Internal Capital Adequacy Assessment Process* (ICAAP) e *Supervisory Review and Evaluation Process* (SREP), continua a ser limitada. A conformidade com o *Artificial Intelligence* (AI) Act, embora amplamente discutida e particularmente relevante na adoção de redes neuronais complexas, raramente é demonstrada de forma operacional, sobretudo no que se refere à rastreabilidade, supervisão humana e qualidade dos dados. A ausência de uma metodologia padronizada de validação de modelos ESG continua evidente e inclui lacunas na documentação técnica, na gestão do risco de modelo e nos mecanismos de *challenge* independente. No domínio dos dados, verifica-se uma elevada heterogeneidade entre fornecedores de informação ESG. As metodologias distintas e os níveis de cobertura desiguais geram inconsistências entre *ratings*, fenómeno conhecido como *aggregate confusion*, que compromete a comparabilidade entre entidades e reduz a fiabilidade das análises. Acresce o desfasamento temporal entre o reporte da informação ESG e o comportamento atual do risco de crédito, o que condiciona a capacidade de captar efeitos recentes de sustentabilidade.

Lacunas persistentes na literatura

A literatura revela áreas que continuam insuficientemente desenvolvidas e que comprometem a aplicação rigorosa dos fatores ESG na avaliação do risco de crédito.

- **Padronização e qualidade dos dados ESG:** A ausência de padronização e a fraca cobertura das Pequenas e Médias Empresas (PME) obrigam ao uso de estimativas e *proxies*, com impacto negativo na fiabilidade das análises.

- **Inferência causal insuficiente:** A endogeneidade continua a ser um desafio central, e a utilização de abordagens experimentais permanece limitada, o que fragiliza a identificação de relações causais sólidas.
- **Enviesamentos e ética algorítmica:** A deteção e correção de enviesamentos mantém-se complexa. Mesmo técnicas de explicação local como o SHAP podem originar explicações influenciadas por correlações espúrias e apresentam limitações por assumirem a aditividade dos dados, falhando na captura de interações causais complexas. Esta questão é particularmente relevante em sistemas classificados como de elevado risco pelo AI Act.
- **Limitações estruturais em modelos de *Deep Learning*:** Apesar do potencial analítico das redes neuronais, a sua aplicação enfrenta dificuldades devido à natureza estritamente tabular das bases de dados bancárias e ao acentuado desequilíbrio de classes resultante da escassez de incumprimentos. Estes fatores aumentam o risco de sobreajustamento (*overfitting*) e ajudam a explicar por que motivo algoritmos mais simples, baseados em árvores de decisão, continuam a constituir modelos de referência.

A análise crítica evidencia que, apesar do elevado potencial preditivo dos modelos de ML e das técnicas de XAI, a sua adoção plena no setor financeiro depende da capacidade de cumprir requisitos de transparência, estabilidade, ética e supervisão, num quadro regulamentar cada vez mais exigente.

Justificação da investigação proposta

Os desafios identificados reforçam a pertinência de desenvolver investigação orientada para abordagens que conciliem rigor estatístico, consistência prudencial e conformidade regulamentar. A necessidade de investigação assenta em três eixos fundamentais:

- **Combinar ML de elevado desempenho com XAI robusto:** Desenvolver metodologias que integrem explicabilidade fiável e validação compatível com processos *Internal Ratings-Based* (IRB), quantificando o risco de modelo nas suas dimensões estatística, tecnológica e de conduta de mercado.
- **Minimizar lacunas de dados ESG:** Explorar técnicas capazes de mitigar problemas de qualidade, cobertura e desfasamento temporal, incluindo a modelação de dados não estruturados e a utilização de *proxies* validadas para PME, em conformidade com a flexibilidade regulamentar prevista.
- **Avançar na inferência causal e na ética da decisão algorítmica:** Desenvolver abordagens que permitam explicar efeitos, reduzir enviesamentos e garantir decisões alinhadas com os requisitos de supervisão e transparência previstos no AI Act.

Contributo esperado da investigação

A presente dissertação pretende responder a estas lacunas através da integração estruturada de indicadores ESG na avaliação do risco de crédito, combinando solidez conceptual, consistência empírica e alinhamento com o enquadramento regulatório europeu. O contributo esperado materializa-se em três dimensões complementares.

- **Contributo metodológico:** Propor e testar abordagens de ML, *deep learning* e XAI que reforcem a robustez, explicabilidade e estabilidade dos modelos de risco, assegurando compatibilidade com práticas prudenciais.
- **Contributo empírico:** Avaliar de forma sistemática o papel dos indicadores ESG, desagregados por pilar, na previsão do risco de crédito, considerando dimensões setoriais, institucionais e temporais.
- **Contributo regulatório e operacional:** Demonstrar de que forma modelos explicáveis e devidamente validados podem apoiar a operacionalização e o cumprimento das expectativas do SREP, da CSRD, da SFDR e do AI Act, reforçando a transparência, a rastreabilidade e a fiabilidade das decisões.

Com esta abordagem, a investigação procura contribuir para uma compreensão mais rigorosa dos mecanismos através dos quais os fatores de sustentabilidade influenciam o risco de crédito e para o desenvolvimento de modelos analíticos mais transparentes, prudentes e alinhados com as exigências europeias.

2.7. Síntese crítica da literatura e articulação com as questões de investigação

Esta secção apresenta os estudos considerados mais relevantes para a presente investigação. A seleção incidiu sobre os trabalhos que analisam de forma mais direta a relação entre indicadores ESG e o risco de crédito, bem como sobre os contributos metodológicos associados à modelização e avaliação deste tipo de risco.

Para além da sua pertinência temática, os estudos foram igualmente selecionados pela sua relevância empírica e metodológica, permitindo enquadrar as principais abordagens utilizadas na literatura, identificar as variáveis com maior capacidade explicativa e compreender os desafios associados à integração de fatores não financeiros em modelos de risco.

A Tabela 2.4 sintetiza os 10 estudos mais significativos, evidenciando o seu contributo específico e a sua articulação com as questões de investigação. O conjunto integral de documentos considerados na revisão sistemática da literatura encontra-se detalhado no Apêndice B.

Tabela 2.4. Síntese dos estudos mais relevantes e articulação com as questões de investigação.

Referência	Ano	Síntese do contributo
[**2**]	2025	Analisa a aplicação de modelos avançados, como XGBoost e abordagens bayesianas, na previsão de *ratings* de crédito, evidenciando, através de métricas *out-of-sample* e do *ranking* de *features*, o contributo significativo das variáveis ESG para o desempenho preditivo, o que sustenta a QP1 e reforça as QEs1 e QE2.
[**12**]	2022	Evidencia a divergência metodológica entre *ratings* ESG de diferentes agências, demonstrando limitações de comparabilidade e inconsistências na mensuração dos fatores de sustentabilidade, o que levanta desafios críticos de padronização e qualidade dos dados, diretamente relacionados com a QE3.
[**25**]	2022	Compara a eficácia de modelos de *Machine Learning* no contexto do risco de crédito, demonstrando que algoritmos baseados em árvores lidam melhor com dados desequilibrados e que o SHAP oferece maior consistência e precisão local face ao LIME, contribuindo para a interpretabilidade dos modelos, em linha com a QE2, e para os requisitos de governação de dados associados à QE3.
[**26**]	2025	Analisa o impacto de controvérsias ESG no risco de crédito, demonstrando que eventos negativos de sustentabilidade influenciam *ratings* e *spreads*, o que evidencia a relevância do risco reputacional e reforça a sua integração na avaliação do risco, em resposta à QP1.
[**27**]	2025	Modela o risco de crédito através da integração de variáveis financeiras e indicadores ESG, identificando fatores de governação e métricas ambientais como os mais explicativos, o que suporta empiricamente a inclusão destes indicadores, contribuindo para a QP1 e a QE1.
[**29**]	2025	Compara diferentes abordagens metodológicas, incluindo *Generalized Linear Model* (GLM), redes neuronais e árvores de decisão, demonstrando variações no desempenho preditivo e na importância das variáveis, o que permite enquadrar o papel relativo dos indicadores financeiros e ESG, em alinhamento com a QP1 e a QE1.

Continuação da Tabela 2.4.

Referência	Ano	Síntese do contributo
[**30**]	2024	Define requisitos de governação de dados, mitigação de enviesamentos e explicabilidade para sistemas de IA de risco elevado, incluindo modelos de risco de crédito, impondo exigências de transparência e auditabilidade que enquadram a necessidade de interpretabilidade, em linha com a QE2 e a QE3.
[**31**]	2022	Estabelece requisitos prudenciais para o reporte dos riscos ESG no âmbito do *Capital Requirements Regulation* (CRR), introduzindo o conceito de dupla materialidade e a utilização de *proxies*, o que facilita a operacionalização destes indicadores em contextos de dados limitados, contribuindo para a QE3.
[**50**]	2022	Regula o relato de sustentabilidade através da imposição de normas harmonizadas e auditáveis, melhorando a disponibilidade e comparabilidade dos dados ESG, o que constitui uma base essencial para a sua integração em modelos quantitativos, em resposta à QE3.
[**57**]	2022	Demonstra empiricamente a superioridade de algoritmos baseados em árvores, como *XGBoost* e *Random Forest*, face à regressão logística e a modelos de *Deep Learning*, introduzindo simultaneamente uma *framework* de avaliação do risco de modelo, relevante para contextos de supervisão bancária, contribuindo para a QE2 e a QE3.

CAPÍTULO 3

Contextualização do tema

Com base na revisão da literatura apresentada no capítulo anterior, a compreensão aprofundada do risco de crédito e da integração dos fatores ambientais, sociais e de governação (ESG) exige uma análise teórica e institucional que enquadre de forma sistemática os principais conceitos, modelos e regulamentações relevantes. Este capítulo tem como objetivo consolidar e contextualizar o tema da dissertação, articulando os fundamentos da avaliação do risco de crédito, a evolução das abordagens analíticas, o papel da inteligência artificial explicável (XAI) e o enquadramento regulatório europeu que orienta a incorporação dos fatores ESG no setor financeiro. Esta análise estabelece as bases conceptuais e normativas que sustentam a investigação, evidenciando a relevância e a atualidade do tema no contexto europeu.

3.1. Risco de crédito: conceitos e modelos tradicionais

O risco de crédito corresponde à possibilidade de um devedor não cumprir, total ou parcialmente, as suas obrigações contratuais, sendo uma das categorias de risco mais relevantes na atividade bancária [**1**]. A sua avaliação é determinante para a solvabilidade, liquidez e rentabilidade das instituições financeiras, desempenhando um papel essencial na preservação da estabilidade do sistema financeiro e no cumprimento das exigências prudenciais definidas pelas autoridades de supervisão [**1**, **6**]. Nas últimas décadas, a conceção tradicional de risco foi alargada para incluir dimensões de sustentabilidade corporativa. Os fatores ESG passaram a integrar o quadro global de avaliação de risco, refletindo-se nas dimensões de crédito, de mercado e operacional [**6**, **7**]. Esta evolução reforça a necessidade de análises que combinem métricas financeiras com variáveis de sustentabilidade, de forma a captar o verdadeiro perfil de risco [**55**]. De acordo com a EBA, o risco ESG corresponde à possibilidade de perdas financeiras decorrentes de impactos atuais ou potenciais de fatores ambientais, sociais ou de governação sobre contrapartes ou ativos das instituições [**31**]. Estes riscos não constituem uma categoria autónoma, mas materializam-se através das tipologias financeiras existentes, nomeadamente o risco de crédito, de mercado, operacional e reputacional [**6**].

3.1.1. Modelos clássicos e medição do risco de crédito

A análise do risco de crédito evoluiu de práticas essencialmente qualitativas para metodologias quantitativas suportadas por modelos estatísticos [**1**]. O *Z-Score* de Altman (1968) introduziu uma abordagem inovadora para prever o risco de insolvência, combinando rácios financeiros ponderados num índice sintético [**24**]. Este indicador consolidou-se como uma métrica de referência, de natureza puramente contabilística, permitindo estimar a

probabilidade de dificuldades financeiras ou *default* [**23**]. Como abordagem alternativa, baseada em dados de mercado, destaca-se a *Distance to Default* (DTD), derivada do modelo de Merton (1974), em que valores mais elevados indicam menor risco de incumprimento [**23**]. Os sistemas de *rating*, internos e externos, constituem outro pilar fundamental na avaliação do risco. Estes sistemas fornecem estimativas prospetivas da capacidade de cumprimento das obrigações financeiras [**66**] e classificam os devedores em diferentes níveis de risco, com base em fatores industriais, operacionais, financeiros e de gestão [**29**]. Os *credit ratings* refletem a PD [**64**, **66**], sendo influenciados por rácios financeiros [**29**, **64**] e por fatores qualitativos, como a qualidade da gestão [**64**]. Em paralelo, as classificações ESG, embora distintas das de crédito [**7**, **42**], captam dimensões de risco não financeiro e complementam os modelos tradicionais [**42**]. Os *scores* ESG acrescentam informação e poder explicativo à avaliação do risco de crédito, contribuindo para uma gestão mais eficaz das exposições [**42**, **66**].

3.1.2. Integração regulatória e o risco de crédito moderno

O enquadramento regulatório europeu passou a exigir a consideração explícita de fatores ESG na gestão e supervisão do risco de crédito, refletindo a centralidade da sustentabilidade na estabilidade financeira.

3.1.2.1 Acordos de Basileia e o modelo de Vasicek

A evolução da medição do risco está ligada aos enquadramentos do *Basel Committee on Banking Supervision* (BCBS), que desenvolveu os Acordos de Basileia [**11**, **61**]. O modelo de Vasicek (2002) sustenta grande parte dos modelos internos e constitui a base da abordagem IRB, introduzida em Basileia II e reforçada em Basileia III [**56**, **61**]. Estes modelos quantificam *Expected Loss* (EL) e *Unexpected Loss* (UL), suportam o cálculo de RWA e a adequação de capital às exposições [**56**, **61**]. A abordagem IRB autoriza as instituições bancárias a utilizarem modelos internos aprovados para o cálculo dos requisitos mínimos de capital do Pilar I [**57**, **61**]. O modelo de Vasicek sustenta a alocação de capital económico para perdas inesperadas e o provisionamento de perdas esperadas, favorecendo uma gestão prudente do risco de crédito [**56**].

3.1.2.2 Introdução dos riscos ESG: CRR2 e CRD5

Os regulamentos CRR2 e *Capital Requirements Directive* (CRD)5 introduziram requisitos explícitos de consideração e divulgação de riscos ESG, consolidando a transição para um paradigma de risco mais abrangente e alinhado com as prioridades de sustentabilidade da União Europeia [**6**]. Estas reformas reforçam a necessidade de integrar fatores ambientais, sociais e de governação nos processos internos de gestão e no SREP, aproximando a sustentabilidade dos requisitos quantitativos e qualitativos aplicáveis aos modelos internos de risco [**6**, **17**, **61**].

A Figura 3.1 sintetiza esta evolução, mostrando como os riscos ESG passaram a ser incorporados de forma crescente no quadro prudencial europeu, desde os fundamentos de Basileia até às atuais exigências de supervisão e divulgação.

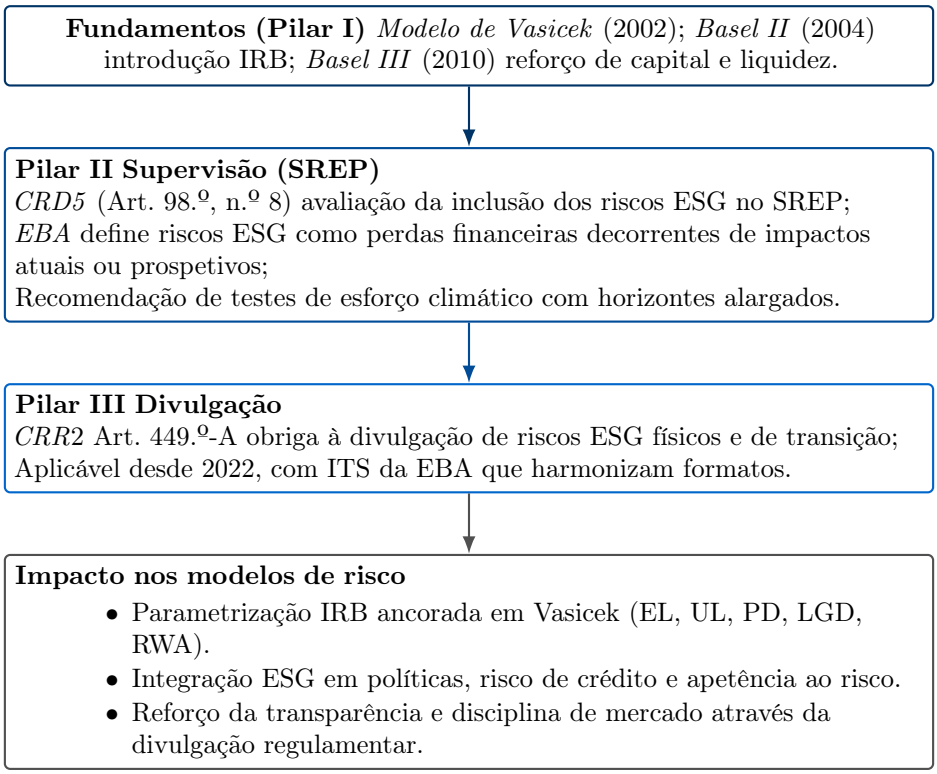


Figura 3.1. Fluxo da integração regulatória dos riscos ESG.

A Europa implementou as reformas finais de Basileia III e expandiu a supervisão para os riscos climáticos e de sustentabilidade [**9**]. Empresas com fraco compromisso ESG revelam maior vulnerabilidade a controvérsias, reações adversas dos *stakeholders* e ações regulatórias, o que aumenta o risco de litígio e reduz a probabilidade de reembolso da dívida [**33**].

3.1.3. Integração dos indicadores ESG e inovação tecnológica na avaliação do risco de crédito

A avaliação moderna do risco de crédito deixou de se limitar a métricas financeiras históricas [**8**, **22**]. A inclusão dos fatores ESG introduz novas variáveis e favorece horizontes de análise mais alargados [**7**, **8**]. Em contextos de assimetria de informação, a divulgação ESG contribui para reduzir o risco percebido, aumentando a transparência e a previsibilidade da qualidade do mutuário [**4**, **39**, **64**]. Os *scores* de controvérsias ESG captam a exposição a eventos negativos, como violações ambientais ou práticas laborais abusivas, que afetam a reputação, o desempenho financeiro e a conformidade regulatória [**24**, **26**]. A evidência empírica associa uma elevada incidência de controvérsias a um maior risco de incumprimento [**52**]. O desempenho ESG pode, assim, mitigar ou revelar risco, consoante a qualidade das práticas adotadas [**8**, **10**]. O contexto regulatório tem sido um dos principais impulsionadores da integração ESG [**54**, **55**]. A EBA distingue os riscos ESG nas vertentes

de riscos físicos e de transição [**6**]. Em resposta, a CRR2 exige a sua divulgação quantitativa, enquanto o Regulamento de Execução (UE) 2022/2453 uniformiza os formatos de reporte, incluindo o Rácio de Ativos Ecológicos (*Green Asset Ratio* (GAR)) [**31**]. Mais amplamente, a CSRD introduz o princípio da dupla materialidade, impondo o reporte simultâneo do impacto das atividades da empresa no exterior e dos efeitos financeiros dos fatores de sustentabilidade na própria entidade [**50**].

3.1.4. Inteligência Artificial Explicável (XAI) na avaliação do risco de crédito

A crescente complexidade dos dados e das interações entre variáveis financeiras e não financeiras reforça a importância de abordagens baseadas em IA e ML [**25**, **46**]. Modelos de *ensemble*, como *XGBoost*, *LightGBM* e *Random Forest*, demonstram ganhos significativos na previsão de incumprimento quando comparados com modelos lineares [**25**]. Paralelamente, abordagens bayesianas procuram integrar diretamente princípios de Sustentabilidade, Precisão, Justiça e Explicabilidade (S.A.F.E.), contribuindo para reduzir o risco de modelo [**2**, **34**]. A opacidade de muitos modelos de ML levanta questões críticas relacionadas com transparência, enviesamento e risco de conduta [**2**]. Neste contexto, a XAI surge como resposta, fornecendo mecanismos que permitem explicar decisões de crédito de forma compreensível [**35**]. Ferramentas como LIME e SHAP são amplamente utilizadas [**25**]. O SHAP oferece explicações locais e globais e apresenta maior estabilidade do que o LIME, embora implique custos computacionais mais elevados, parcialmente mitigados por variantes como o *Tree-based SHAP* (TreeSHAP) [**20**, **25**]. Em síntese, a avaliação do risco de crédito tornou-se multidimensional, combinando métricas clássicas da abordagem IRB, fatores ESG e técnicas de IA/XAI, num quadro que exige explicabilidade, auditabilidade e alinhamento regulatório [**29**, **30**, **57**].

3.2. Fatores ESG: definição, evolução e relevância

Os fatores ESG constituem um conjunto de critérios não financeiros que avaliam o desempenho das organizações em matéria de sustentabilidade e responsabilidade corporativa [**41**,**63**]. O conceito ganhou expressão em 2004 com a iniciativa *Who Cares Wins*, promovida pelo *United Nations Global Compact* (UNGC) e pela *United Nations Environment Programme Finance Initiative* (UNEPFI), que apelou à integração dos fatores ESG nos mercados de capitais [**40**].

3.2.1. Conceito e estrutura dos indicadores ESG

A sigla ESG descreve três pilares que caracterizam um investimento sustentável, responsável e ético [**41**, **63**]:

- **Pilar Ambiental (E)**: emissões de Gases com Efeito de Estufa (GEE), eficiência energética, gestão de água, poluição, inovação ambiental e conservação de recursos [**23**, **40**, **50**].
- **Pilar Social (S)**: práticas laborais, diversidade e inclusão, direitos humanos, saúde e segurança ocupacional, e envolvimento comunitário [**40**, **50**].

- **Pilar de Governação (G)**: estrutura e independência do conselho, transparência, ética empresarial, remuneração de executivos, direitos dos acionistas, controlo interno e anticorrupção [**40**, **50**].

3.2.2. Institucionalização e integração no setor financeiro

Desde o início dos anos 2000, quadros como os *United Nations Principles for Responsible Investment* (UNPRI) e a *Global Reporting Initiative* (GRI) consolidaram a relevância do ESG. Os *Principles for Responsible Investment* (PRI) incentivam, explicitamente, a integração de fatores ESG nas decisões de investimento [**38**], enquanto os *GRI Standards* se tornaram a referência global para o relato de sustentabilidade [**36**]. O setor financeiro passou a incorporar estes critérios nas políticas de investimento e nos modelos de risco, reconhecendo o seu impacto na qualidade do crédito, nos resultados, na estabilidade dos fluxos de caixa e no custo da dívida [**8**, **13**, **14**]. As agências de *rating* também começaram a explicitar, de forma mais clara, a influência dos fatores ESG nas notações atribuídas [**51**, **52**]. As controvérsias ESG, captadas por indicadores como o ESGC, medem o envolvimento das empresas em eventos negativos, com impacto potencial nos lucros, na solvabilidade e no risco de falência [**24**, **32**]. Pontuações ESG mais elevadas associam-se, em geral, a menor risco de crédito e a menor probabilidade de *default* [**7**, **10**, **23**, **37**]. De acordo com as orientações prudenciais, os riscos ESG devem ser tratados como *drivers* dos riscos financeiros clássicos [**6**]. Um desempenho ESG sólido está associado a práticas de gestão orientadas para o longo prazo e a uma maior estabilidade financeira [**47**, **54**].

3.3. Relação entre ESG e risco financeiro

A literatura empírica revela uma associação recorrente entre desempenho ESG e risco de crédito, embora com resultados heterogéneos [**13**, **38**]. De forma geral, estudos recentes apontam para uma correlação negativa entre a qualidade do desempenho ESG e o risco de crédito, sugerindo que empresas com práticas sustentáveis tendem a apresentar menor probabilidade de incumprimento e melhor acesso ao financiamento [**13**, **41**].

No plano ambiental, políticas de mitigação de emissões e de eficiência energética reduzem a exposição a riscos regulatórios e reputacionais [**13**, **24**]. No domínio social, práticas laborais consistentes e cadeias de fornecimento responsáveis associam-se a maior estabilidade operacional [**26**, **41**]. No pilar da governação, estruturas de controlo interno eficazes e transparência reforçam a confiança do mercado e reduzem o risco moral [**6**, **22**].

As evidências não são, contudo, totalmente consensuais. Alguns estudos identificam relações não lineares, dependência do setor e do contexto geográfico, bem como forte sensibilidade à qualidade e coerência dos dados ESG [**10**, **23**]. A divergência entre classificações de diferentes fornecedores (*aggregate confusion*) constitui um desafio adicional para uma medição robusta do risco [**12**].

A investigação europeia sublinha, ainda, o papel das regulamentações e exigências prudenciais na mediação desta relação, ao impor a integração formal dos fatores ESG nos modelos de risco de crédito [**6**, **50**].

3.4. Abordagens analíticas e tendências recentes na investigação

As abordagens analíticas aplicadas ao estudo da relação entre desempenho ESG e risco de crédito evoluíram num contexto marcado pelo avanço da ciência de dados e da IA [**46**, **57**]. Métodos tradicionais, como a regressão linear e logística, foram gradualmente complementados por técnicas de ML [**25**,**29**]. Entre as técnicas mais utilizadas destacam-se *Random Forest*, *Gradient Boosting* (incluindo XGBoost e LightGBM), *Support Vector Machines* (SVM) e modelos de *deep learning* [**25**,**35**,**57**]. Estas metodologias, em particular os modelos baseados em árvores, oferecem ganhos significativos de precisão e capacidade preditiva face à regressão logística, sobretudo em cenários com relações não lineares e interações complexas entre variáveis financeiras e ESG [**57**, **58**].

A principal limitação destas abordagens reside na falta de explicabilidade, conhecida como problema da *black box* [**25**, **34**]. Esta opacidade constitui uma barreira à adoção generalizada na gestão do risco de crédito, pois compromete a auditabilidade e a transparência exigidas por reguladores, supervisores e pelo RGPD [**35**]. Para mitigar este desafio, surgiram técnicas de XAI, como SHAP e LIME, que procuram equilibrar explicabilidade e desempenho preditivo [**20**, **25**]. O SHAP destaca-se pela base teórica sólida e pela capacidade de fornecer explicações locais e globais, embora implique custos computacionais relevantes, parcialmente mitigados por variantes como o TreeSHAP [**25**, **35**].

Uma tendência emergente consiste no desenvolvimento de modelos concebidos de raiz segundo os princípios S.A.F.E., que procuram conciliar sustentabilidade, precisão, justiça e explicabilidade, reduzindo o risco de modelo [**2**, **34**]. Outras abordagens incluem a *Fuzzy-Set Qualitative Comparative Analysis* (fsQCA), utilizada para analisar combinações de condições ESG associadas ao acesso ao crédito, e o recurso a *Natural Language Processing* (NLP) e *text mining* para a extração de informação de relatórios [**33**, **57**].

A Tabela 3.1 sintetiza, de forma resumida, as principais categorias de abordagens analíticas no contexto do risco de crédito com fatores ESG.

Tabela 3.1. Resumo das abordagens analíticas ESG no risco de crédito.

Categoria	**Vantagens e uso típico**	**Limitações**
Tradicionais	Interpretação simples e auditável, baixo custo e fácil implementação. Adequados a rácios estáveis e a amostras moderadas, com forte aceitação regulatória.	Fraca capacidade para captar não linearidades, menor precisão com variáveis ESG e poder preditivo limitado em contextos complexos.

Continuação da Tabela 3.1.

Categoria	Vantagens e uso típico	Limitações
ML (árvores/*ensemble*)	Elevada *performance* preditiva, capacidade de captar interações não lineares e escalabilidade para grandes volumes de dados. Exemplos incluem *Random Forest* e *Gradient Boosting*.	Opacidade dos modelos, risco de sobreajuste e necessidade de técnicas de XAI para garantir transparência em contextos regulatórios exigentes.
ML (SVM e ANN)	Boa capacidade de generalização (SVM) e de modelação de relações complexas (ANN), permitindo explorar padrões não lineares em variáveis financeiras e ESG.	Baixa explicabilidade, parametrização complexa e validação regulatória mais exigente.
XAI	Elevada transparência e auditabilidade, com explicações locais e globais (SHAP, LIME) que clarificam os contributos das variáveis ESG nas previsões.	Custos computacionais elevados, alguma instabilidade em métodos como o LIME e desafios de escalabilidade em modelos muito complexos.

3.5. Regulamentação e enquadramento europeu

O enquadramento europeu relativo à integração dos fatores ESG no sistema financeiro consolidou-se através de um corpo normativo coerente, que reforça a transparência, a comparabilidade e a gestão prudencial dos riscos de sustentabilidade [**31**, **50**]. A sustentabilidade passou de uma dimensão voluntária para um elemento estrutural da estabilidade financeira [**36**, **50**, **55**].

3.5.1. Estrutura do enquadramento regulamentar

A arquitetura regulamentar europeia assenta num conjunto de instrumentos interligados que compõem o *Sustainable Finance Framework*, concebido para alinhar o setor financeiro com os objetivos de sustentabilidade da UE. Entre os principais diplomas destacam-se:

- **Regulamento Taxonomia (UE) 2020/852**: define critérios técnicos para classificar atividades económicas como ambientalmente sustentáveis. Estabelece seis objetivos ambientais e inclui métricas como o GAR e o *Banking Book Taxonomy Alignment Ratio* (BTAR), fundamentais para avaliar o alinhamento das carteiras bancárias com a Taxonomia [**31**, **49**].
- **Regulamento SFDR (UE) 2019/2088**: estabelece normas de divulgação de sustentabilidade aplicáveis a produtos financeiros e a entidades participantes nos mercados, reforçando a transparência na integração de fatores ESG e a comparabilidade entre produtos [**48**].

- **Diretiva CSRD (UE) 2022/2464**: substitui a *Non-Financial Reporting Directive* (NFRD), alarga o perímetro de entidades sujeitas a reporte de sustentabilidade, introduz o princípio da dupla materialidade e exige verificação independente dos relatórios, reforçando a fiabilidade e a comparabilidade dos dados [**50**].

A EBA e o BCE desempenham um papel central na tradução destes princípios para a prática prudencial. As *Guidelines on Loan Origination and Monitoring* [**6**] e o *Report on Management and Supervision of ESG Risks* [**6**] clarificam a forma como os riscos ESG se relacionam com riscos financeiros tradicionais e como devem ser incorporados nos processos de concessão, monitorização e supervisão de crédito. O BCE, através do *Guide on Climate-related and Environmental Risks*, estabelece expectativas prudenciais quanto à integração destes riscos na estratégia, governação e ICAAP [**9**].

Apesar dos progressos, estudos do BCE indicam que apenas uma minoria das instituições integra de forma consistente os riscos ESG no ICAAP, o que revela desafios de maturidade metodológica e de qualidade dos dados [**56**, **61**].

3.5.2. Inteligência Artificial (IA) no setor financeiro: Enquadramento normativo e critérios de confiabilidade

O Regulamento da Inteligência Artificial (AI Act) constitui o primeiro enquadramento europeu dedicado à regulação de sistemas de IA, com ênfase na transparência, segurança e não discriminação [**30**]. Este regulamento adota uma abordagem baseada no risco e classifica explicitamente os sistemas de avaliação de crédito e solvabilidade como de alto risco, devido ao seu impacto potencial sobre direitos fundamentais e ao acesso equitativo a bens e serviços essenciais [**30**, **57**].

Em articulação com o RGPD, o AI Act define um conjunto de requisitos centrais para a utilização de IA no setor financeiro, que visam garantir confiança, equidade e responsabilidade algorítmica [**20**, **46**]. Estes requisitos incluem explicabilidade, mitigação de *bias*, supervisão humana e auditabilidade e verificabilidade, conforme sintetizado na Tabela 3.2.

Tabela 3.2. Requisitos-chave do AI Act.

Requisito	Descrição
Explicabilidade	Os sistemas de alto risco devem ser explicáveis e interpretáveis, permitindo que utilizadores e supervisores compreendam a lógica subjacente às decisões automatizadas [**30**, **35**]. O modelo S.A.F.E. reforça a necessidade de incorporar explicabilidade e auditabilidade desde a fase de conceção [**2**].

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela 3.2.

Requisito	Descrição
Mitigação de *bias*	Os dados utilizados para treino e validação devem ser relevantes, representativos e controlados quanto a vieses suscetíveis de gerar discriminação injusta, o que é particularmente crítico em modelos de crédito [**30**, **57**].
Supervisão humana	Os sistemas de alto risco devem operar sob supervisão humana efetiva, garantindo capacidade de intervenção e responsabilização pelas decisões automatizadas [**30**, **46**].
Auditabilidade e verificabilidade	Os modelos devem manter documentação técnica e registos operacionais suficientes para permitir auditoria, reprodução e validação por autoridades competentes [**30**, **57**].

O cumprimento destes requisitos é essencial para garantir confiança, equidade e responsabilidade algorítmica, aproximando a regulação tecnológica do quadro prudencial aplicável ao risco de crédito.

3.5.3. Convergência entre sustentabilidade e AI Act

A convergência entre o *Sustainable Finance Framework* e o AI Act representa uma tendência estruturante no enquadramento regulatório europeu. Ambos os regimes promovem uma avaliação de risco integrada, transparente e explicável, que combina sustentabilidade financeira com princípios de ética algorítmica [**20**, **34**, **46**]. A integração de variáveis ESG nos modelos de risco de crédito tende a reduzir a PD e a melhorar a estabilidade financeira [**10**, **29**]. Em paralelo, a governação prudencial dos modelos de IA/ML, reforçada pelo AI Act, procura assegurar transparência, justiça e responsabilidade regulatória [**2**, **25**].

Este alinhamento consolida uma abordagem de *trustworthy AI*, em que explicabilidade, rastreabilidade e mitigação de enviesamentos se tornam requisitos obrigatórios na utilização de modelos algorítmicos para avaliação do risco de crédito. A sustentabilidade deixa de ser apenas um imperativo normativo e passa a constituir um fator quantitativo essencial para a resiliência financeira, num contexto em que a legislação europeia exige modelos simultaneamente robustos, transparentes e alinhados com princípios de ética algorítmica [**29**, **30**, **57**].

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

CAPÍTULO 4

Contextualização e preparação dos dados

Este capítulo descreve o processo de recolha, integração e preparação dos dados utilizados na presente investigação, com foco na integração de indicadores financeiros e métricas ESG na modelação do risco de crédito.

Os dados foram disponibilizados por uma instituição bancária de referência em Portugal incluindo, inicialmente, 42 824 observações e 25 variáveis, conforme apresentado na Tabela 4.1.

Tabela 4.1. Composição do *dataset* original.

Variável	**Descrição**
`nif`	Número de identificação fiscal da empresa
`ano`	Ano de reporte (2022–2024)
`total_ativo`	Total do ativo
`resultado_liquido`	Resultado líquido do período
`capital_proprio`	Capital próprio
`financiamentos_obtidos_cp`	Financiamentos obtidos de curto prazo
`financiamentos_obtidos_lp`	Financiamentos obtidos de longo prazo
`total_passivo`	Total do passivo
`liquidez_reduzida`	Rácio de liquidez reduzida
`liquidez_geral`	Rácio de liquidez geral
`liquidez_imediata`	Rácio de liquidez imediata
`autonomia_financeira`	Rácio de autonomia financeira
`custo_medio_capital`	Custo médio do capital alheio
`solvabilidade`	Rácio de solvabilidade
`cobertura_custos_financeiros`	Rácio de cobertura de custos financeiros
`grau_alavancagem_financeira`	Grau de alavancagem financeira
`ebitda`	*Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (EBITDA)
`prazo_medio_recebimento`	Prazo médio de recebimento (dias)
`net_debt_ebitda`	*Net debt/EBITDA*
`debt_to_equity`	*Debt-to-equity*
`score_ambiental`	*Score* do pilar Ambiental (escala 1–5)
`score_social`	*Score* do pilar Social (escala 1–5)

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela 4.1.

Variável	Descrição
`score_governance`	*Score* do pilar de Governação (escala 1–5)
`score_esg`	*Score* ESG agregado (escala 1–5)
`rating`	Classe de *rating*

Após a aplicação de critérios de limpeza, transformação e validação, obteve-se um *dataset* final composto por 35 100 observações.

A preparação e modelação dos dados seguiu a metodologia CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) [**65**], amplamente utilizada em projetos de ciência de dados. Esta abordagem fornece um enquadramento estruturado e orientado para objetivos, permitindo uma análise sistemática ao longo de todo o ciclo analítico, desde a formulação do problema até à implementação dos modelos.

No âmbito desta dissertação, o presente capítulo enquadra-se nas fases de *Data Understanding* e *Data Preparation*. A primeira corresponde à análise exploratória da estrutura e da qualidade dos dados, incluindo a verificação de distribuições, valores nulos e potenciais inconsistências. A segunda compreende o tratamento e a limpeza dos dados, a validação da variável dependente e a construção do *dataset* final para modelação.

A aplicação destas fases permite assegurar a robustez do conjunto de dados e a sua adequação às técnicas de aprendizagem automática aplicadas nas fases subsequentes.

4.1. Estratégia de recolha dos dados

Os dados resultam da integração de duas dimensões complementares:

- **Dados financeiros**: indicadores contabilísticos provenientes de balanços e demonstrações de resultados;
- **Dados ESG**: métricas ambientais, sociais e de governação provenientes de sistemas internos de avaliação não financeira.

A extração e o pré-processamento inicial foram realizados em ambiente *SAS Enterprise Guide*[1], uma plataforma amplamente utilizada no setor bancário para a manipulação e consolidação de grandes volumes de dados.

A integração das diferentes fontes foi efetuada com base em identificadores comuns de empresa e período de reporte, garantindo a correspondência temporal e estrutural entre variáveis financeiras e indicadores ESG. O período de análise abrange os anos de 2022 a 2024, um intervalo marcado pelo reforço dos requisitos de reporte de sustentabilidade na Europa, decorrente da implementação de regulamentos como o SFDR [**48**] e a CSRD [**50**].

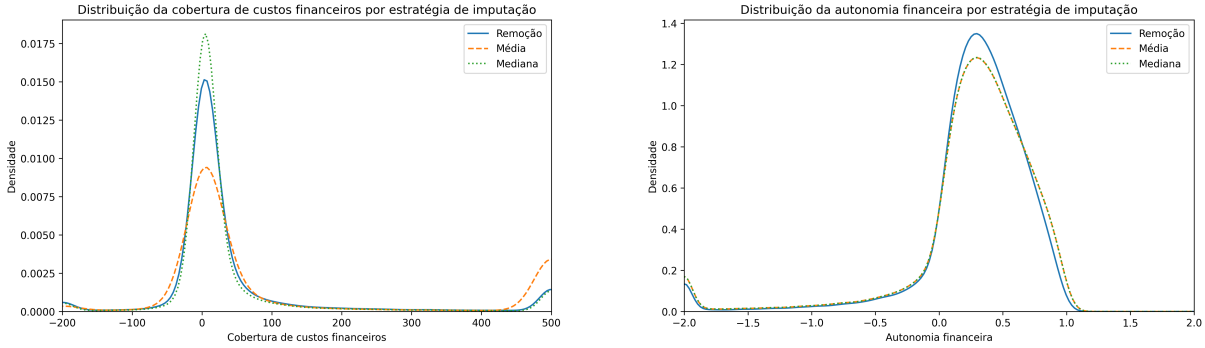
[1] *SAS Institute Inc., SAS Enterprise Guide.* Disponível em: `https://www.sas.com/`

4.2. Tratamento e limpeza dos dados

Após a integração das fontes de dados, foi realizada uma avaliação da qualidade do *dataset*, com o objetivo de identificar valores nulos e eventuais inconsistências nas variáveis financeiras e nos indicadores ESG.

Foram detetados valores em falta em várias variáveis. Embora técnicas de imputação possam ser consideradas, a sua aplicação pode introduzir enviesamentos estatísticos e comprometer a coerência económica de determinados rácios financeiros. Para avaliar este risco, foram construídas versões alternativas do *dataset* com imputação pela média, mediana e moda. A análise das distribuições, em particular da variável `cobertura_custos_financeiros` (com cerca de 16% de valores em falta), revelou distorções relevantes associadas à média e à moda, enquanto a mediana se mostrou menos adequada em distribuições assimétricas.

A Figura 4.1 ilustra o impacto das diferentes estratégias em dois casos contrastantes: a variável `cobertura_custos_financeiros`, que apresenta a maior percentagem de valores em falta (cerca de 16%), e a variável `autonomia_financeira`, com menor incidência de valores omissos, permitindo avaliar a sensibilidade do impacto da imputação em função do volume de valores em falta.



(a) Cobertura de custos financeiros (maior % de valores nulos).

(b) Autonomia financeira (menor % de valores nulos).

Figura 4.1. Distribuição das variáveis *cobertura_custos_financeiros* e *autonomia_financeira* por estratégia de tratamento de valores nulos

Estes resultados sustentam a opção pela exclusão das observações com valores nulos (*listwise deletion*), assegurando um *dataset* composto apenas por registos completos. A aplicação deste critério reduziu a amostra inicial de 42 824 para 35 863 observações, correspondendo à remoção de 6 961 registos, o que representa aproximadamente 16,25% da amostra original.

Procedeu-se, posteriormente, à validação da variável dependente (*rating*), definida com base numa *masterscale* de 18 classes ordinais, cada uma associada a uma probabilidade média de *default* (PD), apresentada na Tabela 4.2.

Tabela 4.2. *Masterscale* e probabilidade média de *default*.

Classe Rating	PD média (%)
1	0,01
2	0,03
3	0,06
4	0,13
5	0,22
6	0,32
7	0,43
8	0,65
9	1,03
10	1,64
11	2,48
12	3,65
13	5,77
14	15,14
15	30,66
16	51,93
17	70,26
18	100,00

Foram excluídas as observações com códigos administrativos (0, 19 e 99), que não integram a escala válida de risco. Esta etapa implicou a remoção adicional de 763 registos, resultando num *dataset* final composto por 35 100 observações com classificação de risco válida.

4.3. Transformação e preparação de variáveis

Na etapa seguinte, procedeu-se à preparação das variáveis com o objetivo de estruturar o *dataset* de forma consistente e adequada à modelação. As principais operações incluíram:

(i) anonimização dos Números de Identificação Fiscal (NIF), em conformidade com o RGPD;

(ii) remoção da variável "ano", uma vez que a análise se foca no perfil transversal das empresas e não numa análise de séries temporais;

(iii) verificação da consistência estatística e estrutural das variáveis.

A consolidação da informação ao nível empresa × ano permitiu assegurar uma estrutura consistente de observações, na qual cada registo corresponde a uma empresa num determinado período de reporte, garantindo a comparabilidade temporal e a coerência das variáveis financeiras e ESG.

4.3.1. Construção e seleção de variáveis

No âmbito da preparação das variáveis, foi realizada uma etapa de seleção e construção de *features*, com o objetivo de melhorar a coerência financeira do conjunto de variáveis explicativas.

As componentes de curto e longo prazo dos financiamentos obtidos foram agregadas numa única variável (`financiamentos_obtidos`), por se considerar que a estrutura de maturidade da dívida não constitui, de forma isolada, um fator discriminante do risco de crédito no presente contexto. Esta decisão simplifica a representação da estrutura de capital e reduz a redundância entre variáveis altamente correlacionadas.

A variável `resultado_líquido` foi igualmente removida do conjunto de variáveis explicativas. O *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation, and Amortization* (EBITDA) é considerado um indicador financeiro mais robusto para a medição da capacidade de geração de fluxos de caixa operacionais, uma vez que é menos sensível a efeitos contabilísticos de natureza não recorrente, como amortizações, provisões e encargos financeiros, que podem distorcer o resultado líquido sem refletir a verdadeira capacidade operacional da empresa.

A correlação de Spearman entre `resultado_liquido` e `EBITDA` atingia 0,880 nas experiências iniciais, confirmando a redundância informativa entre ambas as variáveis e justificando a retenção de apenas um dos indicadores. A eliminação de `resultado_liquido` reduziu ainda, de quatro para três, o número de pares de variáveis com multicolinearidade relevante, conforme analisado na Secção 4.4.4.

O *dataset* final ficou, assim, composto por 16 variáveis financeiras, três indicadores ESG por pilar e o *score* ESG agregado, num total de 20 variáveis explicativas.

4.3.2. Agrupamento da variável dependente

Para efeitos de modelação, a variável *rating* foi transformada numa variável categórica ordinal com três classes, com base nas fronteiras da *masterscale* apresentada na Tabela 4.2. O critério de agrupamento fundamenta-se na magnitude dos saltos de PD entre classes adjacentes, com a identificação de dois pontos de rutura estrutural:

- **Baixo Risco** (classes 1 a 8): PD inferior a 1%, correspondente ao grau de investimento (*investment grade*);
- **Risco Intermédio** (classes 9 a 13): PD entre 1,03% e 5,77%;
- **Risco Elevado** (classes 14 a 18): PD superior a 15%, associada a situações de *distress* financeiro ou *default* iminente.

A fronteira entre *Baixo Risco* e *Risco Intermédio* ocorre entre as classes 8 e 9, onde a PD aumenta de 0,65% para 1,03%. A separação entre *Risco Intermédio* e *Risco Elevado* situa-se entre as classes 13 e 14, com a PD a aumentar de 5,77% para 15,14%. Estas variações justificam a delimitação das três classes e reforçam a coerência do esquema de agrupamento adotado.

Este agrupamento constitui a configuração de referência da investigação, sendo adotado nas experiências de modelação que formam o núcleo da análise empírica. No decurso da

investigação, foram ainda explorados agrupamentos alternativos, designadamente uma classificação binária (*Sem Risco de Incumprimento* vs. *Com Risco de Incumprimento*, correspondente à fronteira entre as classes 8 e 9 da *masterscale*), bem como granularidades de quatro e seis categorias ordinais, com o objetivo de aferir a robustez dos resultados face à escolha da variável dependente (ver Capítulo 5).

4.4. Análise exploratória e validação do *dataset*

Após o tratamento de valores omissos e a preparação das variáveis, procedeu-se à análise exploratória do *dataset*, com o objetivo de caracterizar a estrutura e a distribuição das variáveis financeiras e dos indicadores ESG, identificar potenciais inconsistências e validar a adequação do conjunto de dados à fase de modelação.

4.4.1. Distribuição da variável *rating*

A variável dependente apresenta 18 classes ordinais válidas, correspondentes à *masterscale* descrita na Tabela 4.2. A análise da sua distribuição, apresentada na Figura 4.2, revela uma concentração de observações nas classes intermédias, nomeadamente entre as classes 4 e 10, com um decréscimo progressivo nas classes de risco mais elevado.

As classes extremas, em particular as classes 1, 2, 16, 17 e 18, apresentam um número reduzido de observações, refletindo a estrutura típica de uma carteira de crédito empresarial, maioritariamente composta por empresas com perfil de risco moderado. O painel direito da figura evidencia ainda a presença de códigos administrativos (0, 19 e 99), que foram excluídos por não integrarem a escala válida de risco, conforme descrito anteriormente.

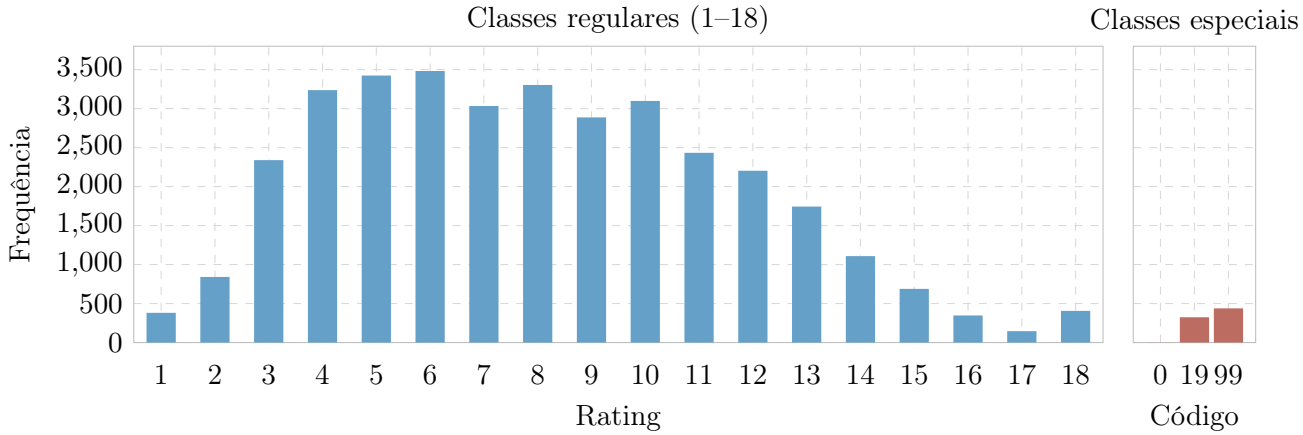


Figura 4.2. Distribuição da variável *rating* após remoção de valores nulos ($n = 35\,863$): classes regulares (1–18) e códigos administrativos (0, 19 e 99).

Após a exclusão dos códigos administrativos, o *dataset* ficou composto por 35 100 observações com classificação de risco válida. A distribuição das classes regulares, apresentada na Figura 4.3, mantém o padrão anteriormente descrito, com predominância das classes centrais e menor representação nos extremos da escala.

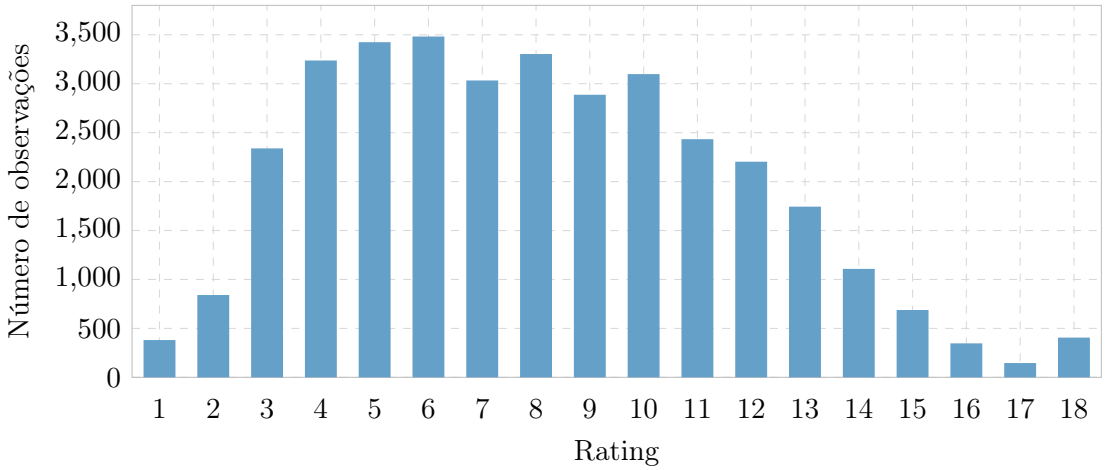


Figura 4.3. Distribuição da variável *rating* no *dataset* final ($n = 35\,100$): classes regulares 1–18.

4.4.2. Distribuição das classes de risco agrupadas

O agrupamento da variável *rating* em três classes de risco resulta numa distribuição assimétrica, com predominância da classe *Baixo Risco* (57,1%), seguida de *Risco Intermédio* (35,2%) e *Risco Elevado* (7,7%) (Figura 4.4).

Este desequilíbrio é característico de carteiras de crédito empresarial e constitui um aspeto relevante para a modelação, influenciando a escolha das métricas de avaliação e das estratégias de equilíbrio.

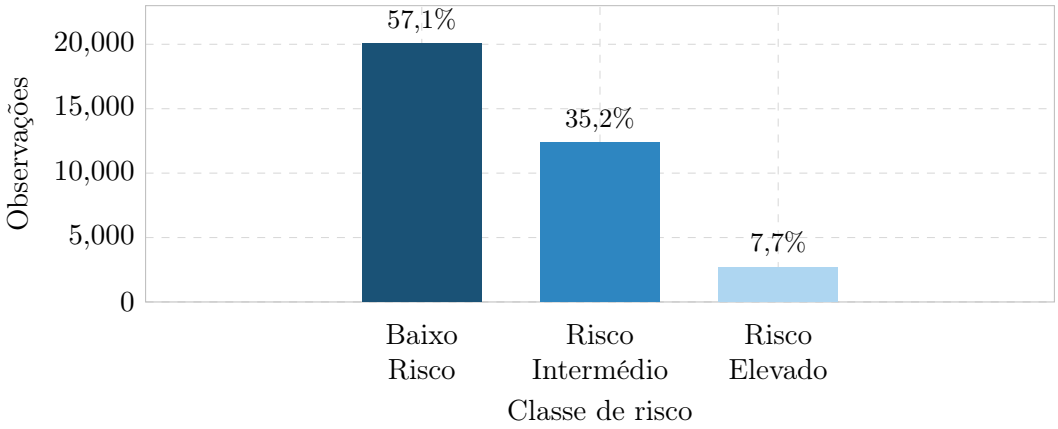


Figura 4.4. Distribuição das três classes de risco após agrupamento da variável *rating*.

4.4.3. Análise de correlação entre variáveis

A matriz de correlação de Spearman, apresentada na Figura 4.5, inclui as 19 variáveis explicativas utilizadas na modelação, excluindo o *score* ESG agregado por constituir uma combinação linear dos três pilares individuais.

As correlações mais elevadas verificam-se entre variáveis de dimensão, nomeadamente `total_ativo`, `capital_proprio`, `financiamentos_obtidos` e `total_passivo`, o que é economicamente esperado, uma vez que estas variáveis medem diferentes componentes da estrutura de balanço.

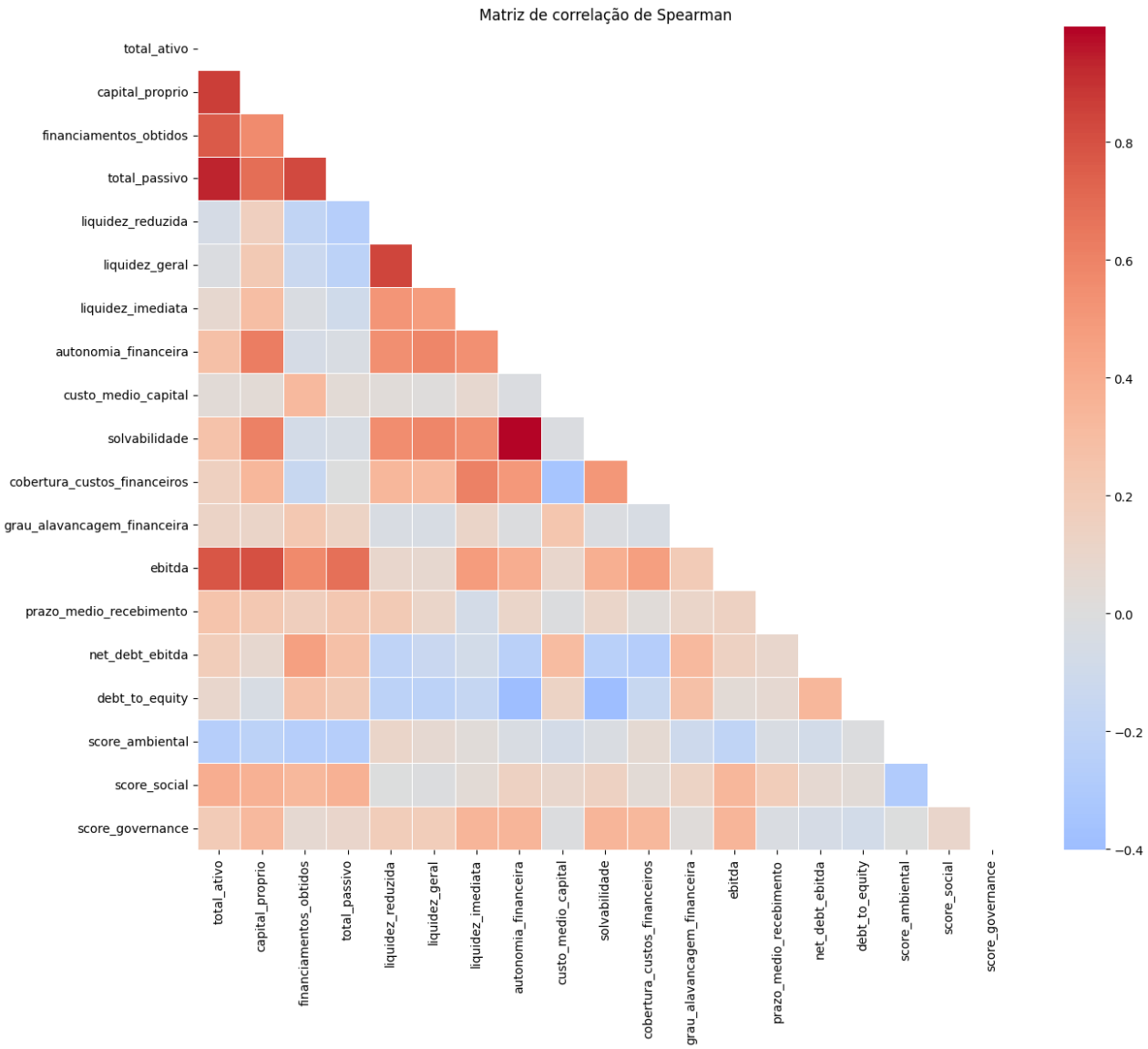


Figura 4.5. Matriz de correlação de Spearman entre as variáveis financeiras e os indicadores ESG.

Os indicadores ESG revelam correlações de baixa magnitude com as variáveis financeiras, sugerindo que estes dois conjuntos de variáveis captam dimensões distintas e complementares do perfil de risco das empresas.

4.4.4. Análise de multicolinearidade

Após o cálculo da matriz de correlação de Spearman, foram identificados pares de variáveis com coeficiente (em valor absoluto) superior a 0,85, limiar comum para multicolinearidade relevante. A Tabela 4.3 apresenta os três pares identificados.

A correlação muito elevada entre a autonomia financeira e a solvabilidade (0,9952) é economicamente esperada, na medida em que ambas medem a capacidade da empresa para fazer face às suas obrigações com recurso ao capital próprio. As correlações entre o total do ativo e o total do passivo (0,9367), bem como entre o total do ativo e o capital

Tabela 4.3. Pares de variáveis com correlação de Spearman superior a 0,85.

Variável 1	Variável 2	Correlação de Spearman
Autonomia financeira	Solvabilidade	0,9952
Total do ativo	Total do passivo	0,9367
Total do ativo	Capital próprio	0,8637

próprio (0,8637), refletem a identidade contabilística fundamental do balanço, sendo, por isso, previsíveis.

Optou-se pela retenção de todas as variáveis identificadas, dado que os modelos de *ensemble* utilizados na fase de modelação, nomeadamente *Random Forest*, *XGBoost* e *LightGBM*, são, em geral, robustos à presença de multicolinearidade entre variáveis independentes.

4.5. Construção do *dataset* final e critérios de exclusão

A construção do *dataset* final resultou da aplicação sequencial dos critérios de exclusão e transformação descritos nas secções anteriores. A Tabela 4.4 apresenta o fluxo de redução da amostra em cada etapa do processo.

Tabela 4.4. Fluxo de construção do *dataset* final.

Etapa	Observações	Registos removidos
Dataset original	42 824	–
Após remoção de valores nulos	35 863	6 961
Após exclusão de códigos administrativos	35 100	763

O *dataset* final é composto por 35 100 observações, cada uma correspondente a uma empresa num determinado período de reporte. Cada observação inclui as variáveis descritas na Tabela 4.5.

Tabela 4.5. Composição do *dataset* final.

Grupo	Variáveis	Total
Financeiras	Total do ativo, Capital próprio, Financiamentos obtidos, Total do passivo, Liquidez reduzida, Liquidez geral, Liquidez imediata, Autonomia financeira, Custo médio do capital, Solvabilidade, Cobertura de custos financeiros, Grau de alavancagem financeira, EBITDA, Prazo médio de recebimento, *Net debt/EBITDA*, *Debt-to-equity*	16
ESG por pilar	Score ambiental, Score social, Score de governação	3

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela 4.5.

Grupo	Variáveis	Total
ESG agregado	Score ESG agregado (combinação linear dos três pilares; excluído da matriz de correlação por redundância)	1
Total de variáveis explicativas		**20**
Variável dependente	*Rating* (18 classes) e classe de risco (3 classes)	–

A ausência de valores nulos no *dataset* final foi verificada explicitamente, confirmando a integridade do conjunto de dados. A Tabela 4.6 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis financeiras e dos indicadores ESG, calculadas sobre o *dataset* final, refletindo a distribuição original das variáveis.

Tabela 4.6. Estatísticas descritivas das variáveis explicativas.

Variável	Média	Desvio-padrão	Mínimo	P25	Mediana	P75	Máximo
Variáveis financeiras							
Total do ativo	4 181 446,53	27 777 993,36	30,00	199 093,04	662 537,72	2 457 908,88	2 247 831 913,00
Capital próprio	1 880 008,53	16 891 849,01	-72 984 925,00	40 030,91	196 727,88	886 135,23	1 562 537 148,00
Financiamentos obtidos	1 144 101,45	10 657 697,11	0,00	26 935,31	120 366,90	523 950,19	1 386 422 665,25
Total do passivo	2 301 438,00	14 895 544,71	90,64	124 776,31	390 889,85	1 384 950,36	1 630 454 596,83
Liquidez reduzida	3,83	331,76	-42 957,32	0,70	1,28	2,40	43 467,50
Liquidez geral	4,80	340,11	-44 792,42	1,10	1,75	3,13	43 467,50
Liquidez imediata	0,96	63,27	-1 626,88	0,06	0,21	0,53	11 454,25
Autonomia financeira	0,05	12,30	-2 110,90	0,15	0,34	0,55	2,65
Custo médio do capital	0,02	0,49	0,00	0,01	0,01	0,03	82,87
Solvabilidade	1,66	16,52	-1,00	0,19	0,53	1,27	1 806,67
Cobertura de custos financeiros	1 132,70	26 731,78	-990 953,32	0,58	5,10	25,80	2 779 038,62
Grau de alavancagem financeira	-1,91	944,34	-175 928,66	1,09	1,53	2,80	13 639,08
EBITDA	368 272,74	2 256 667,95	-151 249 151,00	11 821,81	51 401,15	217 176,75	168 170 978,75
Prazo médio de recebimento	78,85	343,17	-12 015,22	7,20	47,94	96,81	29 952,83
Net debt/EBITDA	3,91	184,33	-5 851,28	-0,86	0,70	3,49	23 557,24
Debt-to-equity	3,73	166,87	-17 758,28	0,50	1,39	3,31	14 828,54
Indicadores ESG							
Score ambiental	2,64	0,92	1,00	2,00	2,67	3,00	5,00
Score social	3,41	0,99	1,00	2,80	3,38	4,12	5,00
Score de governação	2,91	1,10	1,00	2,00	3,00	3,64	5,00
Score ESG agregado	3,07	0,96	1,00	2,43	3,00	3,75	5,00

As variáveis financeiras revelam uma dispersão elevada, visível nos desvios-padrão bastante superiores às respetivas médias. Este comportamento reflete a heterogeneidade da amostra, sobretudo em termos de dimensão das empresas. No caso das variáveis de dimensão absoluta, como o total do ativo, o capital próprio e o EBITDA, as medianas situam-se claramente abaixo das médias. Este desfasamento aponta para uma assimetria positiva acentuada e para a presença simultânea de empresas de pequena e de grande dimensão. Quanto às variáveis de rácio, como a autonomia financeira, a solvabilidade e os índices de liquidez, os valores medianos são consistentes do ponto de vista económico. Ainda assim, a variabilidade é expressiva, o que justifica a aplicação da winsorização referida no capítulo seguinte. Os indicadores ESG, por sua vez, evidenciam maior estabilidade. Os desvios-padrão são reduzidos e as distribuições aproximam-se da simetria, sugerindo uma maior homogeneidade entre empresas nesta vertente. Entre estes indicadores, o pilar social apresenta a média mais elevada (3,41), seguido do indicador ESG agregado (3,07) e do pilar de governação (2,91). O pilar ambiental regista o valor médio mais baixo (2,64). Este

padrão está em linha com a literatura, que identifica o pilar ambiental como o mais volátil e aquele em que o reporte apresenta menor maturidade, sobretudo no contexto europeu.

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

CAPÍTULO 5

Modelação, Análise de Dados e Resultados

O presente capítulo apresenta os resultados da componente empírica da dissertação e enquadra-se nas fases de *Modeling* e *Evaluation* do processo CRISP-DM. A análise tem por base o *dataset* final, construído e validado no Capítulo 4, e organiza-se em 18 experiências de aprendizagem automática supervisionada. O principal objetivo consiste em avaliar o contributo dos indicadores ESG na classificação do risco de crédito de empresas.

As experiências desenvolvem-se em torno de três dimensões principais: a granularidade da variável dependente, as estratégias de equilíbrio de classes e os métodos de otimização de hiperparâmetros. A variável dependente assume duas configurações: triclasse e binária, permitindo analisar o desempenho dos modelos em cenários com diferentes níveis de complexidade.

Para lidar com o desequilíbrio entre classes, recorre-se a abordagens como o *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) e o *Conditional Tabular Generative Adversarial Network* (CTAB-GAN). São ainda comparados quatro métodos de otimização de hiperparâmetros: Optuna com *Tree-structured Parzen Estimator* (TPE), Optuna com NSGA-II, Scikit-optimize com processos gaussianos e RandomizedSearchCV. Os modelos analisados abrangem abordagens lineares, árvores de decisão e métodos de *ensemble*.

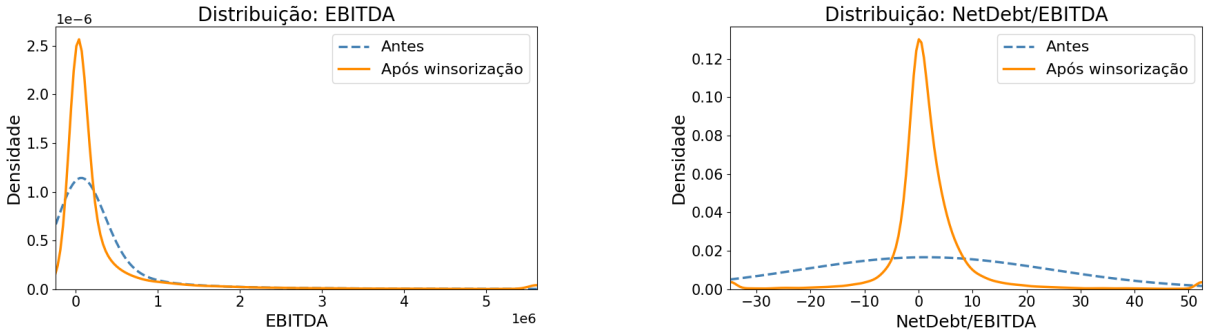
O capítulo encontra-se estruturado em cinco secções: (i) a definição da configuração experimental; (ii) a análise dos resultados preditivos, considerando as formulações triclasse e binária; (iii) a avaliação da relevância explicativa dos indicadores ESG; (iv) a realização de testes de robustez, incluindo a avaliação baseada em custo bancário; e (v) a análise de *outliers* e segmentação da amostra.

5.1. Definição das experiências de modelação

As subsecções seguintes sintetizam as principais decisões metodológicas transversais às experiências de modelação, assegurando a consistência do desenho experimental e a comparabilidade dos resultados ao longo do capítulo.

5.1.1. Tratamento de valores extremos

As variáveis financeiras revelam uma assimetria acentuada e a presença de valores extremos, o que pode distorcer os estimadores e comprometer a estabilidade do treino, como se observa na Tabela 4.6. Para atenuar este efeito, aplicou-se winsorização no intervalo entre os percentis 1 e 99. Os valores extremos foram substituídos pelos respetivos limites, sem alterar a dimensão da amostra. O impacto desta transformação pode ser observado na Figura 5.1, sobretudo nas variáveis mais dispersas, como o EBITDA e o rácio *NetDebt/EBITDA*.



(a) EBITDA. **(b)** *NetDebt/EBITDA*.

Figura 5.1. Distribuição do EBITDA e do *NetDebt/EBITDA* antes e após winsorização.

A análise gráfica evidencia uma redução da influência dos valores extremos, sem alterar a estrutura central das distribuições. Destaca-se a compressão das caudas, especialmente na variável *NetDebt/EBITDA*, embora a assimetria positiva se mantenha. Em síntese, a winsorização reforça a robustez dos dados ao reduzir o impacto de observações extremas, sem comprometer a estrutura estatística nem a interpretação económica das variáveis.

5.1.2. Divisão dos dados e normalização

O *dataset* foi dividido em conjuntos de treino e de teste numa proporção de 80/20, com estratificação pela variável dependente. Desta forma, assegura-se a preservação da distribuição de classes em ambos os subconjuntos. A divisão resultou em 28 080 observações de treino e 7 020 de teste, mantendo-se constante ao longo das experiências, o que permite garantir a comparabilidade dos resultados.

A normalização das variáveis explicativas foi realizada com recurso ao *StandardScaler*, ajustado apenas com base no conjunto de treino e posteriormente aplicado ao conjunto de teste. Este procedimento evita *data leakage* e contribui para a fiabilidade das estimativas de desempenho.

5.1.3. Seleção de variáveis

A seleção de variáveis baseia-se no consenso entre três métodos: *Recursive Feature Elimination with Cross-Validation* (RFECV) com Random Forest, RFECV com Regressão Logística e Boruta, com 50 iterações. Cada variável é incluída apenas quando é selecionada por, pelo menos, dois destes métodos.

O conjunto inicial integra 19 variáveis explicativas, das quais 16 são financeiras e três correspondem aos pilares ESG, sendo excluído o score agregado por redundância. Após o processo de consenso, verifica-se uma redução deste conjunto, que passa a variar entre 14 e 19 variáveis, consoante a configuração experimental e a estratégia de equilíbrio.

5.2. Resultados da análise preditiva

Os resultados apresentados nesta secção assentam em 18 experiências empíricas, organizadas em torno de dois eixos principais: a granularidade da variável dependente, nas versões triclasse e binária, e as opções metodológicas de modelação, que incluem o equilíbrio

de classes e a otimização de hiperparâmetros. Em todas as experiências são testados os mesmos algoritmos supervisionados, o que assegura a comparabilidade direta entre as diferentes configurações.

Para facilitar a leitura, destacam-se apenas as experiências mais relevantes, ficando a descrição completa disponível no Apêndice C.

As principais métricas de avaliação incluem *Accuracy*, F1-macro e *Quadratic Weighted Kappa* (QWK), que permitem avaliar o desempenho global, o equilíbrio entre classes e a consistência ordinal das previsões. Considera-se também a *Accuracy* com tolerância de ±1 *notch*, que capta a magnitude dos erros.

No caso das experiências binárias, é ainda reportada a AUC-ROC como medida da capacidade discriminatória dos modelos.

5.2.1. Classificação triclasse

A classificação triclasse é analisada nas Experiências 5 a 9, com a variável dependente agregada em três níveis de risco: **Baixo Risco** (classes 1–8 da **masterscale**), **Risco Intermédio** (classes 9–13) e **Risco Elevado** (classes 14–18). Esta abordagem permite avaliar a capacidade dos modelos para distinguir diferentes níveis de risco, preservando a natureza ordinal da variável.

As Experiências 5 e 6 funcionam como referência, não recorrendo a técnicas de equilíbrio de classes. A Experiência 5 não inclui seleção de variáveis, enquanto a Experiência 6 incorpora seleção com base em RFECV e Boruta. A Experiência 7 aprofunda esta análise ao integrar métricas de natureza ordinal, como a *Accuracy* com tolerância de ±1 *notch*, o QWK e a calibração probabilística, avaliada através do *Brier Score*.

Com base nestes resultados, as Experiências 8 e 9 introduzem estratégias de equilíbrio de classes, com recurso ao SMOTE e ao CTAB-GAN. O objetivo consiste em avaliar de que forma a correção do desequilíbrio influencia o desempenho dos modelos.

5.2.1.1 Desempenho base sem equilíbrio (Experiências 5, 6 e 7)

Os resultados das Experiências 5 e 6 são idênticos, uma vez que a seleção de variáveis por RFECV e Boruta confirmou o conjunto completo de preditores. A Tabela 5.1 apresenta as métricas de desempenho da Experiência 7, que constitui a configuração de referência mais completa, ao incorporar métricas ordinais e calibração probabilística.

Tabela 5.1. Desempenho dos modelos na classificação triclasse sem equilíbrio (Exp. 7).

Modelo	**Acc (%)**	**F1 (%)**	**Acc ±1 (%)**	**QWK**
Random Forest	59,03	48,32	71,81	0,3086
LightGBM	55,38	46,57	74,43	0,2922
XGBoost	62,75	42,24	70,56	0,2909
TabNet	62,28	41,33	69,99	0,2837

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela 5.1.

Modelo	**Acc (%)**	**F1 (%)**	**Acc ±1 (%)**	**QWK**
SVM	50,53	43,84	78,02	0,2752
Logística Multinomial	49,44	42,01	79,44	0,2538
Multilayer Perceptron (MLP)	60,61	41,69	69,07	0,2528
Decision Tree	45,80	40,50	79,67	0,2403
Logística Ordinal	60,34	36,54	68,02	0,1802

Os modelos de *ensemble* baseados em árvores tendem, de forma geral, a superar os modelos lineares. O *Random Forest* destaca-se ao nível do F1-macro (48,32%) e do QWK (0,3086), enquanto o *XGBoost* apresenta a *Accuracy* mais elevada (62,75%).

A análise da *Accuracy* com tolerância de ±1 *notch* mostra que os modelos mais simples cometem, com maior frequência, erros entre classes adjacentes. Em contraste, os modelos de *ensemble* revelam maior precisão na ordenação das classes.

No que respeita à calibração probabilística, avaliada através do *Brier Score*, observam-se diferenças relevantes entre modelos. O *XGBoost* apresenta o melhor resultado (0,1584), seguido do SVM (0,1600). Em sentido oposto, o *Random Forest* (0,1728) e o *LightGBM* (0,1807) evidenciam um desempenho inferior, enquanto o MLP regista o valor mais elevado (0,2551), o que aponta para menor qualidade nas probabilidades estimadas.

Em síntese, observa-se um *trade-off* entre desempenho preditivo e calibração probabilística, o que sugere que os modelos mais precisos nem sempre produzem probabilidades bem calibradas.

5.2.1.2 Efeito do SMOTE (Experiência 8)

A introdução do SMOTE altera de forma relevante o perfil de desempenho dos modelos. A Tabela 5.2 apresenta os resultados da Experiência 8.

Tabela 5.2. Desempenho dos modelos na classificação triclasse com SMOTE (Exp. 8).

Modelo	**Acc (%)**	**F1 (%)**	**Acc ±1 (%)**	**QWK**
XGBoost	58,25	46,83	72,39	0,2913
Random Forest	55,14	46,71	75,10	0,2934
LightGBM	58,50	46,52	71,70	0,2804
Logística Ordinal	53,65	43,41	76,64	0,3152
MLP	52,85	43,04	71,61	0,2558
TabNet	50,80	42,82	79,20	0,2829
SVM	49,16	42,58	78,69	0,2654
Logística Multinomial	48,87	41,54	80,00	0,2553
Decision Tree	47,72	41,47	77,18	0,2430

Em comparação com a configuração de referência (Exp. 7), observa-se uma diminuição da *Accuracy* nos modelos de *ensemble* mais competitivos, em particular no *XGBoost* ($-4,50$ p.p.) e no *Random Forest* ($-3,89$ p.p.). Em contrapartida, regista-se uma melhoria do F1-macro, sobretudo no *XGBoost* ($+4,59$ p.p.), o que indica um melhor equilíbrio entre classes.

A Logística Ordinal apresenta o valor mais elevado de QWK (0,3152), superando os modelos de *ensemble*. Este resultado sugere que o SMOTE beneficia abordagens que exploram de forma explícita a natureza ordinal da variável dependente.

No que respeita à calibração probabilística, avaliada através do *Brier Score*, identificam-se diferenças face à configuração sem equilíbrio. O *LightGBM* apresenta o melhor desempenho (0,1698), melhorando em relação à Exp. 7 (0,1807). Por sua vez, o *XGBoost* evidencia uma ligeira degradação (0,1706 vs. 0,1584), enquanto o *Random Forest* mantém valores semelhantes (0,1803).

Em síntese, os resultados evidenciam um *trade-off* entre desempenho global e equilíbrio entre classes. O SMOTE melhora o desempenho nas classes minoritárias, refletido no F1-macro e no QWK, mas à custa de uma redução da *Accuracy*, o que aponta para alguma distorção da estrutura original dos dados.

5.2.1.3 Efeito do CTAB-GAN (Experiência 9)

A Experiência 9 substitui o SMOTE por dados sintéticos gerados pelo CTAB-GAN. A Tabela 5.3 apresenta os resultados obtidos, evidenciando um perfil de desempenho distinto.

Tabela 5.3. Desempenho dos modelos na classificação triclasse com CTAB-GAN (Exp. 9).

Modelo	**Acc (%)**	**F1 (%)**	**Acc ±1 (%)**	**QWK**
TabNet	62,51	42,44	71,11	0,2918
LightGBM	62,38	43,74	70,68	0,2929
XGBoost	62,11	43,51	70,44	0,2923
Random Forest	61,08	44,45	70,57	0,2978
MLP	60,23	41,93	68,72	0,2500
Decision Tree	59,49	41,96	68,96	0,2650
SVM	59,26	44,84	71,60	0,3021
Logística Ordinal	53,90	43,09	74,32	0,2934
Logística Multinomial	53,32	43,47	73,82	0,2730

Em comparação com o SMOTE, o CTAB-GAN tende a apresentar valores de *Accuracy* mais elevados, embora com F1-macro inferior. Este padrão sugere uma maior preservação da distribuição original dos dados, com menor correção do desequilíbrio entre classes.

O SVM apresenta o valor mais elevado de QWK (0,3021), seguido do *Random Forest* (0,2978), o que evidencia uma boa coerência ordinal entre previsões e valores observados.

No que respeita à calibração probabilística, avaliada através do *Brier Score*, observa-se alguma consistência entre os modelos mais competitivos. O *LightGBM* apresenta o melhor desempenho (0,1596), seguido de perto pelo *XGBoost* (0,1599), enquanto o *Random Forest* regista valores ligeiramente superiores (0,1631).

Em síntese, os resultados reforçam a existência de um *trade-off* entre desempenho global e correção do desequilíbrio de classes. Ao contrário do SMOTE, o CTAB-GAN privilegia a preservação da estrutura dos dados, o que se traduz numa maior *Accuracy*, mas numa menor capacidade de melhoria nas classes minoritárias.

5.2.1.4 Síntese da classificação triclasse

A Tabela 5.4 apresenta o melhor modelo por configuração, com base no F1-macro, adotado como métrica de referência dada a presença de desequilíbrio entre classes.

Tabela 5.4. Síntese comparativa do melhor modelo por configuração na classificação triclasse.

Exp.	Melhor modelo	Acc (%)	F1 (%)	Acc ±1 (%)	QWK
7	*Random Forest*	59,03	48,32	71,81	0,3086
8	*XGBoost*	58,25	46,83	72,39	0,2913
9	*Random Forest*	61,08	44,45	70,57	0,2978

A configuração sem equilíbrio (Exp. 7) apresenta o F1-macro mais elevado (48,32%), tendo o *Random Forest* como modelo de referência. A introdução de técnicas de equilíbrio, como o SMOTE e o CTAB-GAN, não resulta em melhorias consistentes neste indicador, observando-se, pelo contrário, uma redução do desempenho nos modelos mais fortes. Este resultado sugere que, num contexto de desequilíbrio estrutural moderado (7,7% de Risco Elevado), a geração de observações sintéticas pode introduzir padrões que não refletem totalmente a distribuição real dos dados, penalizando o desempenho global, sobretudo na classe maioritária.

O QWK reforça esta evidência: o *Random Forest* sem equilíbrio apresenta o valor mais elevado (0,3086). Já a *Accuracy* com tolerância de ±1 *notch* situa-se entre 70% e 80%, o que indica que a maioria dos erros ocorre entre classes adjacentes.

Em síntese, na classificação triclasse, a correção do desequilíbrio não se traduz necessariamente em ganhos de desempenho. Os resultados apontam para um *trade-off* entre a melhoria nas classes minoritárias e a preservação da estrutura original dos dados.

Por fim, analisa-se a formulação binária, que simplifica o problema e permite a utilização de métricas adicionais, como a AUC-ROC.

5.2.2. Classificação binária

A classificação binária é analisada nas Experiências 10 a 18, com a variável dependente agregada em duas classes: **Sem Risco de Incumprimento** (classes 1–8 da *masterscale*) e **Com Risco de Incumprimento** (classes 9–18). Esta reformulação simplifica o problema e permite uma avaliação mais direta da distinção entre situações de risco e de não risco.

Neste enquadramento, tornam-se aplicáveis métricas de discriminação como a AUC-ROC, complementadas pelo F1-macro e pelo QWK, que captam diferentes dimensões do desempenho preditivo.

A Experiência 10 funciona como referência, sem recurso a técnicas de equilíbrio. A Experiência 11 introduz o SMOTE, permitindo avaliar o impacto da correção do desequilíbrio. A Experiência 12 incorpora otimização com Optuna, incluindo *threshold tuning* e calibração isotónica, enquanto a Experiência 13 combina estas abordagens.

As Experiências 14 a 18 exploram métodos adicionais de otimização e configurações complementares, cuja análise é desenvolvida nas secções seguintes.

Em síntese, este conjunto de experiências permite avaliar o contributo do equilíbrio e da otimização no desempenho dos modelos, num contexto menos complexo do que o da classificação triclasse.

5.2.2.1 Desempenho base sem equilíbrio (Experiência 10)

A Tabela 5.5 apresenta os resultados da Experiência 10, que constitui o ponto de referência para a classificação binária.

Tabela 5.5. Desempenho dos modelos na classificação binária sem equilíbrio (Exp. 10).

Modelo	**Accuracy (%)**	**F1-macro (%)**	**QWK**
LightGBM	67,58	67,52	0,3567
TabNet	67,93	67,32	0,3464
Random Forest	67,26	67,09	0,3451
SVM	66,97	66,96	0,3500
XGBoost	67,25	66,52	0,3304
Logística Multinomial	65,91	65,83	0,3225
MLP	66,13	65,43	0,3085
Decision Tree	65,64	65,30	0,3073
Logística Ordinal	66,00	63,84	0,2848

Nota: A métrica *Accuracy ±1 notch* assume o valor de 100% em todos os modelos, dado que existem apenas duas classes.

A simplificação do problema para duas classes conduz a uma melhoria significativa do desempenho face à classificação triclasse. O F1-macro aumenta de 48,32% (Exp. 7) para 67,52% (*LightGBM*, Exp. 10), sendo igualmente visível uma subida da *Accuracy*. Este resultado reflete a menor complexidade da tarefa.

Neste contexto, as diferenças entre modelos tornam-se menos evidentes, com vários algoritmos a apresentar valores semelhantes de *Accuracy* e F1-macro. O *LightGBM* regista o valor mais elevado de QWK (0,3567), seguido do SVM (0,3500) e do *Random Forest* (0,3451). A AUC-ROC destes modelos situa-se em torno de 0,74, o que indica uma boa capacidade de discriminação.

A métrica *Accuracy* com tolerância de ±1 *notch* atinge 100% em todos os modelos, uma vez que, numa configuração binária, qualquer erro ocorre necessariamente entre classes adjacentes.

No que respeita à calibração probabilística, avaliada através do *Brier Score*, continuam a observar-se diferenças relevantes entre modelos. O *XGBoost* apresenta o melhor desempenho (0,2037), seguido do SVM (0,2044) e do *Random Forest* (0,2048). Em contraste, modelos mais simples, como a Logística Multinomial (0,2174) e a *Decision Tree* (0,2195), revelam pior calibração, sendo o MLP o mais desajustado (0,3377).

Em síntese, apesar da melhoria no desempenho preditivo, mantêm-se diferenças na qualidade das probabilidades estimadas. Estes resultados evidenciam que maior precisão não implica, necessariamente, melhor calibração.

5.2.2.2 Efeito do SMOTE (Experiência 11)

A Experiência 11 introduz o SMOTE na classificação binária. A Tabela 5.6 apresenta os resultados obtidos.

Tabela 5.6. Desempenho dos modelos na classificação binária com SMOTE (Exp. 11).

Modelo	Accuracy (%)	F1-macro (%)	QWK
TabNet	67,88	67,75	0,3590
LightGBM	67,89	67,67	0,3557
MLP	67,45	67,31	0,3498
XGBoost	67,42	67,25	0,3480
SVM	66,82	66,82	0,3468
Random Forest	66,61	66,51	0,3355
Logística Ordinal	65,88	65,82	0,3230
Logística Multinomial	65,87	65,80	0,3227
Decision Tree	64,90	64,83	0,3034

Nota: A métrica *Accuracy ±1 notch* assume o valor de 100% em todos os modelos, dado que existem apenas duas classes.

Em contraste com a classificação triclasse, onde o SMOTE teve um impacto mais marcado, observa-se aqui um efeito mais moderado no desempenho dos modelos. A *Accuracy* mantém-se globalmente estável (cerca de 67%), enquanto o F1-macro apresenta apenas melhorias ligeiras. Destacam-se o *TabNet* (67,75%), e o *LightGBM* (67,67%).

Em termos de coerência ordinal, o *TabNet* apresenta o valor mais elevado de QWK (0,3590), seguido do *LightGBM* (0,3557) e do MLP (0,3498). A hierarquia entre modelos mantém-se, assim, próxima da observada na configuração sem equilíbrio.

A métrica *Accuracy* com tolerância de ±1 *notch* atinge 100% em todos os modelos, uma vez que, numa configuração binária, qualquer erro ocorre necessariamente entre classes adjacentes.

No que respeita à calibração probabilística, avaliada através do *Brier Score*, os modelos mais competitivos apresentam valores muito próximos (entre 0,2050 e 0,2058). Em contraste, modelos mais simples, como a Logística Multinomial (0,2174) e a *Decision Tree* (0,2192), revelam um desempenho inferior neste critério.

Em síntese, o impacto do SMOTE na classificação binária revela-se limitado, traduzindo-se em ganhos marginais no F1-macro e no QWK, sem efeitos relevantes no desempenho global.

5.2.2.3 Otimização com Optuna, *threshold tuning* e calibração (Experiência 12)

A Experiência 12 corresponde à configuração mais completa da classificação binária sem SMOTE, integrando otimização de hiperparâmetros com recurso ao Optuna, *threshold tuning* pós-treino e calibração isotónica das probabilidades. A Tabela 5.7 apresenta os resultados após o *threshold tuning*.

Neste contexto, a análise dos limiares ótimos, isto é, dos valores de decisão utilizados para converter probabilidades estimadas em classes, revela diferenças relevantes entre

Tabela 5.7. Desempenho dos modelos na classificação binária com Optuna e *threshold tuning* (Exp. 12).

Modelo	Thr.	F1 (Risco) (%)	Acc (%)	AUC
XGBoost	0,48	67,20	64,96	0,7396
Random Forest	0,63	67,22	62,59	0,7380
LightGBM	0,59	66,95	64,06	0,7371
TabNet	0,70	66,84	62,28	0,7335
SVM	0,69	66,82	63,28	0,7305
Decision Tree	0,60	66,04	62,42	0,7152
Logística	0,54	65,51	63,09	0,7104
MLP	0,89	60,88	65,91	0,6843

Nota: O F1 refere-se à classe *"Com Risco"* após *threshold tuning*.

modelos. O MLP apresenta um valor elevado (0,89), enquanto o *XGBoost* opera próximo do valor de referência (0,48). Estas variações refletem a distribuição das probabilidades estimadas e sugerem níveis distintos de calibração intrínseca.

A AUC-ROC antes da calibração mantém-se alinhada com a configuração de referência (Exp. 10), com o *XGBoost* a apresentar o valor mais elevado (0,7396). Após a calibração isotónica, método que ajusta as probabilidades estimadas de forma a melhorar a sua correspondência com as frequências observadas, observa-se uma ligeira diminuição, com valores de 0,7387 (*XGBoost*), 0,7379 (*Random Forest*) e 0,7375 (*LightGBM*), mantendo-se a ordenação relativa entre modelos.

No que respeita à calibração probabilística, após a aplicação da calibração isotónica, os *Brier Scores* dos principais modelos convergem para um intervalo muito estreito (0,2034–0,2038), o que aponta para níveis semelhantes de calibração. Este resultado sugere que as probabilidades estimadas já apresentam boa qualidade, sendo reduzido o contributo da calibração adicional.

Em síntese, a otimização com Optuna, em conjunto com o *threshold tuning*, contribui sobretudo para um ajuste fino das decisões de classificação, com impacto moderado no desempenho global. Este comportamento reflete a maturidade dos modelos no contexto da classificação binária.

5.2.2.4 Combinação de SMOTE com Optuna (Experiência 13)

A Experiência 13 combina SMOTE com otimização por Optuna. Os resultados, apresentados na Tabela 5.8, mostram que a introdução do Optuna melhora a AUC-ROC em validação cruzada face à Experiência 11, mas com impacto mais moderado no desempenho no conjunto de teste.

Em particular, a AUC-ROC em validação cruzada do *LightGBM* atinge 0,7579, superando as experiências anteriores e confirmando o impacto da otimização na capacidade discriminatória em treino. A validação cruzada, que consiste em avaliar o modelo em múltiplas divisões do conjunto de treino para obter uma estimativa mais robusta do desempenho, reforça esta evidência. No entanto, no conjunto de teste, as diferenças entre modelos mantêm-se reduzidas, destacando-se o *TabNet* com o maior F1-macro (67,75%), o que sugere maior robustez na generalização.

Tabela 5.8. Desempenho dos modelos na classificação binária com SMOTE e Optuna (Exp. 13).

Modelo	AUC (CV)	Acc (%)	F1 (%)
LightGBM	0,7579	67,89	67,67
Random Forest	0,7523	66,61	66,51
XGBoost	0,7520	67,42	67,25
MLP	0,7205	67,45	67,31
SVM	0,7183	66,82	66,82
TabNet	0,7145	67,88	67,75
Decision Tree	0,7085	64,90	64,83
Logística Ordinal	0,6992	65,88	65,82
Logística	0,6992	65,87	65,80

Nota: A AUC corresponde a resultados obtidos em validação cruzada, enquanto as restantes métricas são calculadas no conjunto de teste.

Esta divergência entre validação cruzada e desempenho fora da amostra sugere um possível sobreajustamento associado à otimização, uma vez que o modelo parece ajustar-se demasiado bem aos dados de treino, captando padrões específicos que não se generalizam ao conjunto de teste. Este comportamento reflete-se em ganhos mais expressivos em treino do que na generalização.

No que respeita à calibração probabilística, após calibração isotónica, os *Brier Scores* dos melhores modelos convergem para valores muito próximos (0,2063–0,2068), evidenciando níveis semelhantes de calibração.

Em síntese, a combinação de SMOTE com Optuna melhora a capacidade discriminatória em validação cruzada, mas apresenta impacto limitado fora da amostra, indicando que os benefícios da otimização são essencialmente incrementais.

5.2.2.5 Síntese da classificação binária

A Tabela 5.9 apresenta uma síntese comparativa do melhor modelo por configuração, com base no desempenho global dos modelos, considerando as métricas mais relevantes em cada experiência, com particular enfoque no F1-macro.

Tabela 5.9. Síntese comparativa do melhor modelo por configuração na classificação binária.

Exp.	Melhor modelo	Acc (%)	F1 (%)	AUC	QWK
10	*LightGBM*	67,58	67,52	0,7397	0,3567
11	*TabNet*	67,88	67,75	–	0,3590
12	*Random Forest*	67,01	66,89	0,7380	0,3421
13	*TabNet*	67,88	67,75	–	0,3590

Nota: A AUC-ROC é reportada apenas para modelos incluídos no pipeline de cálculo de probabilidades. O F1 na Exp. 12 corresponde à classe *Com Risco* após *threshold tuning*.

A classificação binária apresenta resultados consistentemente superiores à triclasse, refletindo a menor complexidade da tarefa e a eliminação da distinção entre níveis intermédios de risco. Neste contexto, o desempenho torna-se mais homogéneo entre modelos, com valores de F1-macro concentrados num intervalo reduzido.

A AUC-ROC mantém-se estável entre configurações (0,73–0,74), o que indica uma capacidade de distinção razoável entre situações de risco e não risco. Esta métrica é apresentada apenas para modelos que produzem probabilidades diretamente comparáveis, não sendo esse o caso do *TabNet*.

O desempenho relativo varia consoante a configuração experimental. Na situação de referência (Exp. 10), o *LightGBM* destaca-se em F1-macro. Com a aplicação de SMOTE (Exp. 11), o *TabNet* emerge como o modelo mais competitivo, padrão que se mantém com otimização (Exp. 13). Quando considerada apenas a otimização (Exp. 12), o *Random Forest* lidera em F1-macro, enquanto o *XGBoost* se destaca em AUC-ROC.

O impacto das estratégias de modelação é, no entanto, moderado, uma vez que as diferentes abordagens conduzem a variações relativamente pequenas no desempenho global dos modelos. O SMOTE contribui para melhorias ligeiras no F1-macro e no QWK, enquanto a otimização com Optuna se traduz sobretudo em ganhos em validação cruzada, com efeito limitado fora da amostra.

No que respeita à calibração, os *Brier Scores* dos modelos mais competitivos são muito próximos, indicando desempenhos semelhantes. As principais diferenças entre modelos surgem, assim, na capacidade de distinção entre classes.

Em síntese, num contexto de classificação binária, os ganhos associados ao equilíbrio e à otimização assumem um carácter sobretudo incremental.

5.2.3. Comparação entre estratégias de equilíbrio

Foram consideradas três abordagens de equilíbrio, aplicadas apenas ao conjunto de treino, mantendo o conjunto de teste com a distribuição original para evitar enviesamento na avaliação.

A abordagem *class_weight='balanced'* ajusta os pesos das classes em função da sua frequência, penalizando mais os erros nas classes minoritárias sem alterar o número de observações.

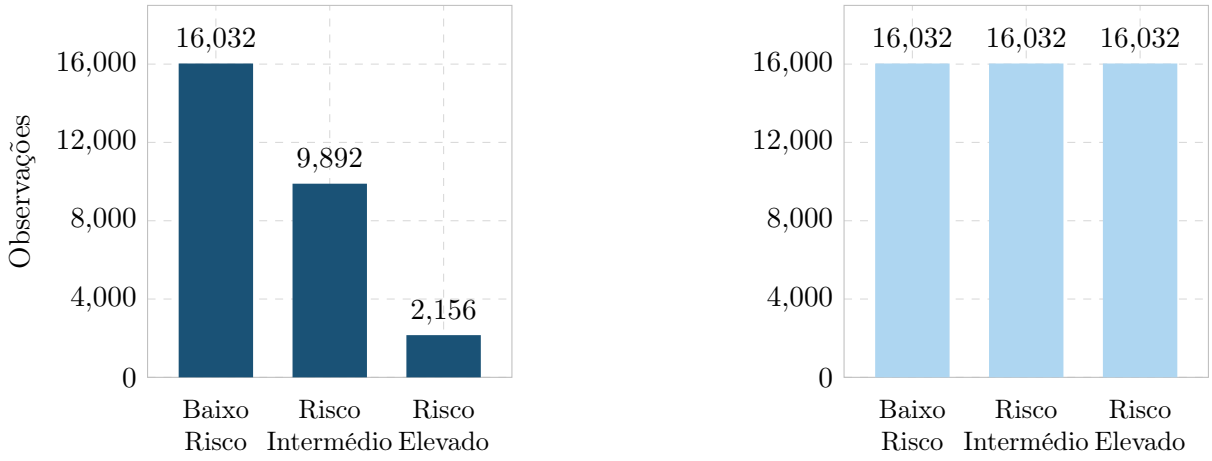
O SMOTE cria observações sintéticas para a classe minoritária com base em combinações de dados semelhantes, permitindo aproximar a distribuição das classes. Já o CTAB-GAN utiliza um modelo generativo para reproduzir a estrutura dos dados e gerar novas observações, procurando preservar melhor as relações entre variáveis.

O impacto destes métodos na distribuição das classes pode ser observado nas Figuras 5.2, 5.3, 5.4 e 5.5.

As Figuras 5.2 e 5.3 mostram que o SMOTE conduz a um equilíbrio completo das classes no conjunto de treino, tanto na configuração triclasse como na binária.

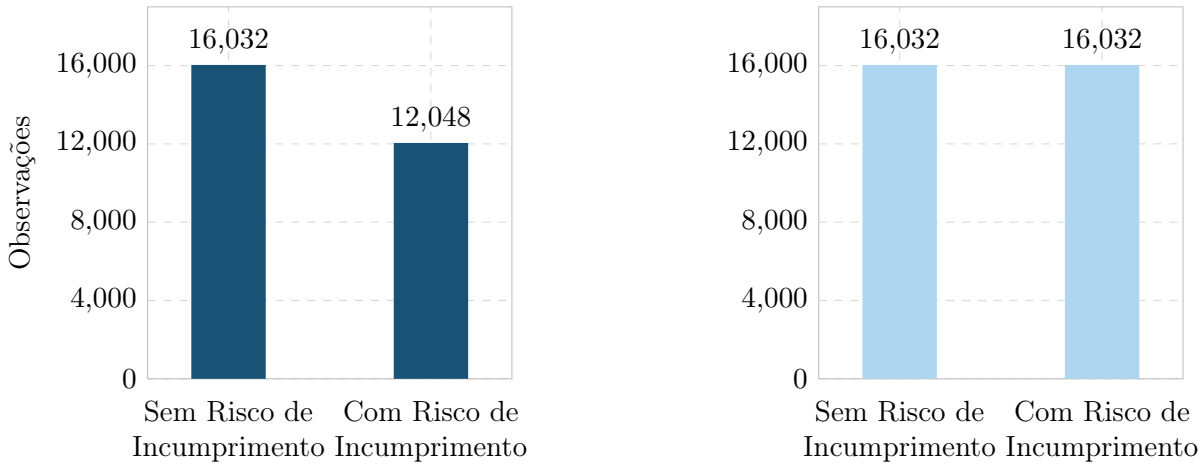
A terceira abordagem, CTAB-GAN, recorre a um modelo generativo para criar observações sintéticas, procurando preservar as relações entre variáveis de forma mais consistente do que o SMOTE.

As Figuras 5.4 e 5.5 mostram que o CTAB-GAN, também, permite obter um equilíbrio completo entre classes. No entanto, ao aprender a distribuição dos dados, gera observações sintéticas que tendem a refletir melhor a estrutura original.



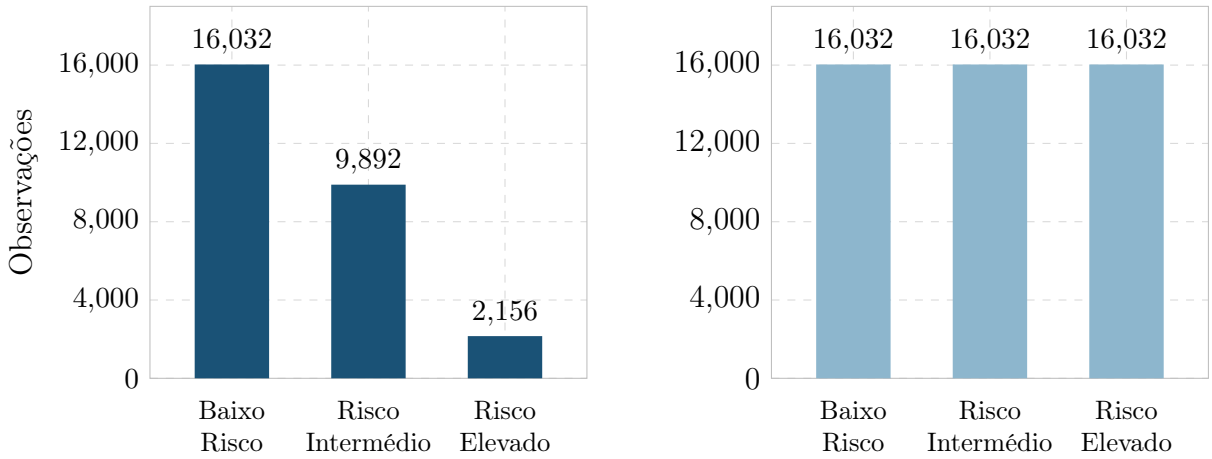
(a) Antes do SMOTE **(b)** Depois do SMOTE

Figura 5.2. Efeito do SMOTE: classificação triclasse.



(a) Antes do SMOTE **(b)** Depois do SMOTE

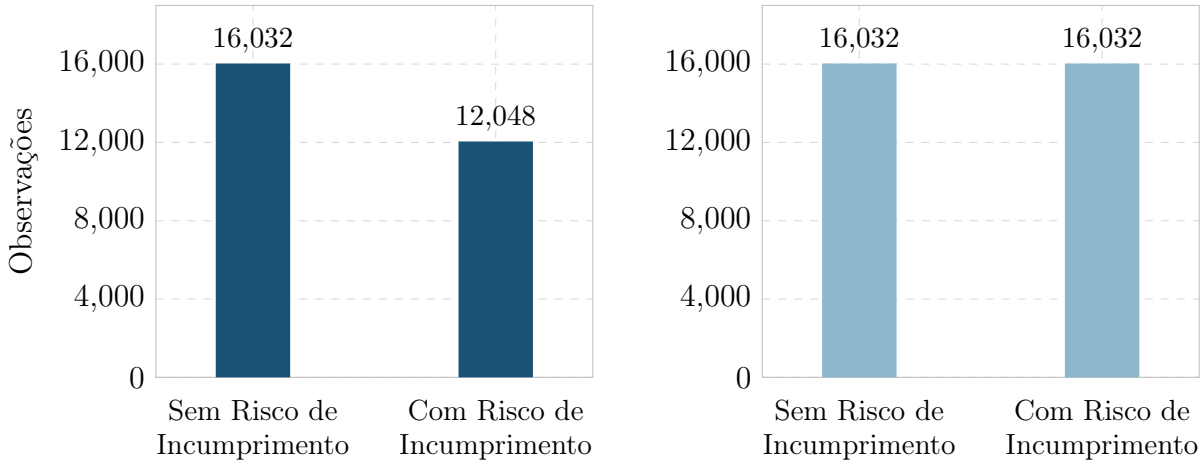
Figura 5.3. Efeito do SMOTE: classificação binária.



(a) Antes do CTAB-GAN **(b)** Depois do CTAB-GAN

Figura 5.4. Efeito do CTAB-GAN: classificação triclasse.

A comparação entre os dois métodos evidencia diferentes equilíbrios entre desempenho global e distribuição das classes.



(a) Antes do CTAB-GAN **(b)** Depois do CTAB-GAN

Figura 5.5. Efeito do CTAB-GAN: classificação binária.

O SMOTE mostra maior eficácia na redução do desequilíbrio, o que se traduz em melhorias no F1-macro e no QWK, associadas a um melhor desempenho nas classes minoritárias. Ainda assim, estes ganhos surgem com uma diminuição da *Accuracy*, o que sugere alguma distorção da estrutura local dos dados, em linha com o aumento do *recall* da classe de *Risco Elevado*.

Por sua vez, o CTAB-GAN mantém de forma mais consistente a estrutura dos dados, o que se reflete em valores de *Accuracy* mais elevados. Em contrapartida, o seu impacto no equilíbrio entre classes é mais limitado, com níveis de *recall* mais baixos para a classe de maior risco.

Em síntese, as estratégias de equilíbrio implicam um *trade-off* entre corrigir o desequilíbrio e preservar a distribuição original dos dados, sendo a escolha da abordagem dependente dos objetivos da análise.

5.2.4. Comparação entre métodos de otimização

A otimização de hiperparâmetros foi realizada com validação cruzada de 5 *folds* no conjunto de treino, permitindo uma avaliação mais robusta e reduzindo o risco de sobreajustamento. Foram considerados quatro métodos de otimização: Optuna com TPE, Optuna com *NSGA-II*, Scikit-optimize com processos gaussianos e *RandomizedSearchCV*.

A seleção dos melhores hiperparâmetros baseou-se na distância ao ponto utópico, definido a partir de quatro métricas: *Accuracy*, F1-macro, AUC-ROC e QWK. Este critério privilegia soluções equilibradas entre diferentes dimensões de desempenho. O método *NSGA-II*, de natureza evolutiva e multiobjetivo, permite explorar de forma explícita o compromisso entre estas métricas, complementando as abordagens de otimização sequencial.

Os resultados mostram que o impacto da otimização varia com a complexidade do problema. Na configuração triclasse, observa-se maior sensibilidade aos hiperparâmetros, o que indica que a otimização contribui para identificar configurações mais estáveis.

Na classificação binária, onde o desempenho base já é elevado, o contributo da otimização é mais limitado. Apesar de algumas melhorias na AUC-ROC em validação cruzada, o efeito fora da amostra é reduzido, o que sugere um possível sobreajustamento ao processo de otimização.

No que respeita à comparação entre métodos, não se observam diferenças consistentes e generalizáveis. O Optuna TPE e o *NSGA-II* destacam-se em alguns modelos, mas sem evidenciar uma superioridade clara de forma transversal.

Em síntese, a otimização de hiperparâmetros assume um papel complementar, sendo mais relevante em problemas de maior complexidade e apresentando um efeito sobretudo incremental em contextos onde os modelos já partem de um desempenho elevado.

5.3. Relevância explicativa dos indicadores ESG

Esta secção avalia o contributo dos indicadores ESG para o desempenho preditivo dos modelos de risco de crédito, recorrendo a duas abordagens complementares: a comparação de cenários com diferentes conjuntos de variáveis e a análise de explicabilidade baseada em valores SHAP e LIME.

A comparação entre cenários permite quantificar o contributo incremental dos indicadores ESG face às variáveis financeiras tradicionais, enquanto a análise de explicabilidade identifica os pilares ESG com maior relevância preditiva e avalia a sua consistência entre modelos e configurações experimentais.

Esta abordagem permite não só medir o impacto dos fatores ESG no desempenho dos modelos, mas também compreender o seu papel na caracterização do risco de crédito.

5.3.1. Análise por cenários de variáveis

Em cada experiência foram considerados quatro cenários de variáveis explicativas, sintetizados na Tabela 5.10.

Tabela 5.10. Cenários de variáveis explicativas considerados nas experiências.

Cenário	Descrição	Composição	N.º var.
(i)	Financeiras	Apenas variáveis financeiras	16
(ii)	ESG	Apenas pilares ESG	3
(iii)	Financeiras + ESG agregado	Variáveis financeiras + *score* ESG agregado	17
(iv)	Financeiras + pilares ESG	Variáveis financeiras + pilares ESG desagregados	19

O desempenho de cada cenário é comparado com a configuração de referência (apenas variáveis financeiras), permitindo isolar o contributo incremental dos indicadores ESG face às variáveis tradicionais.

A Tabela 5.11 sintetiza este contributo, medido pela percentagem de modelos com melhoria de desempenho e pelo delta médio do F1-macro nas principais experiências.

Os resultados revelam um padrão consistente entre configurações. Em primeiro lugar, os indicadores ESG analisados isoladamente não apresentam capacidade preditiva suficiente

Tabela 5.11. Contributo dos indicadores ESG face ao cenário financeiro.

Experiência	Só ESG	+ ESG agregado	+ Pilares ESG
Exp. 7	0% / −7,66	57% / +0,36	86% / +0,73
Exp. 8 (SMOTE)	0% / −7,19	86% / +0,82	100% / +1,17
Exp. 9 (CTAB-GAN)	0% / −5,60	57% / −0,22	29% / −0,33
Exp. 10	0% / −8,37	86% / +0,40	86% / +0,71
Exp. 11 (SMOTE)	0% / −8,01	71% / −0,06	86% / +0,30

Nota: Cada linha apresenta % de modelos com melhoria de F1 e o delta médio (p.p.) face ao cenário de referência Só Financeiras (cenário i).

para explicar o risco de crédito por si só. Em todas as experiências, observa-se uma redução do F1-macro, com deltas médios entre $-5,60$ p.p. e $-8,37$ p.p.

Quando combinados com variáveis financeiras, os indicadores ESG contribuem para melhorias generalizadas no desempenho. Este efeito é mais evidente quando os pilares são considerados de forma desagregada. Na Exp. 7, 85,7% dos modelos registam ganhos, com um delta médio de $+0,73$ p.p., enquanto na Exp. 8 todos os modelos apresentam melhorias, com um aumento médio de $+1,17$ p.p.

Na generalidade das experiências, os pilares ESG analisados separadamente superam o *score* agregado, o que sugere que a distinção entre dimensões permite captar informação adicional que o *score* agregado tende a diluir. A Exp. 9 (CTAB-GAN) constitui a principal exceção a este padrão, apresentando uma menor percentagem de modelos com melhoria e um desempenho médio inferior no cenário com pilares desagregados, em comparação com o *score* agregado.

A principal exceção surge na Exp. 9 (CTAB-GAN), onde o contributo dos indicadores ESG é menos evidente. Este resultado é coerente com a redução das importâncias SHAP, indicando que os dados sintéticos podem alterar as relações entre variáveis.

Em síntese, os indicadores ESG funcionam sobretudo como complemento às variáveis financeiras, contribuindo para uma avaliação mais completa do risco de crédito.

5.3.2. Importância explicativa por pilar ESG

A relevância de cada pilar ESG foi avaliada através de valores SHAP globais, calculados para o *Random Forest* e o *LightGBM*, os dois modelos com melhor desempenho preditivo e maior estabilidade ao longo das experiências. A Tabela 5.12 apresenta os valores médios por pilar em cada experiência.

Tabela 5.12. Valores SHAP médios por pilar ESG nos modelos Random Forest e LightGBM.

	Random Forest			LightGBM		
Experiência	Ambiental	Social	Governação	Ambiental	Social	Governação
Exp. 7	0,0052	0,0130	0,0087	0,0456	0,0776	0,0552
Exp. 8	0,0070	0,0200	0,0207	0,0989	0,1230	0,1099
Exp. 9	0,0019	0,0075	0,0030	0,0452	0,0686	0,0643
Exp. 10	0,0050	0,0151	0,0049	0,0460	0,1111	0,0423
Exp. 11	0,0055	0,0164	0,0063	0,0705	0,1301	0,0679

A análise revela três padrões principais. Em primeiro lugar, destaca-se a relevância consistente do pilar Social, com o *score_social* a surgir como o indicador mais importante na maioria das experiências e em ambos os modelos.

No *Random Forest*, o pilar Social lidera em praticamente todas as configurações, com exceção da Exp. 8, onde o *score_governance* apresenta um valor ligeiramente superior (0,0207 vs. 0,0200). No *LightGBM*, o pilar Social mantém uma posição dominante em todas as experiências, com valores entre 0,0686 (Exp. 9) e 0,1301 (Exp. 11).

O segundo padrão refere-se à diferença de magnitude entre modelos. O *LightGBM* atribui importâncias consideravelmente mais elevadas do que o *Random Forest*. Esta diferença reflete as distintas escalas associadas a métodos baseados em árvores e a abordagens de *gradient boosting*.

Por fim, observa-se uma clara sensibilidade ao equilíbrio entre classes. O SMOTE tende a aumentar a importância dos pilares ESG. Por exemplo, na Exp. 8, o pilar Social no *LightGBM* passa de 0,0776 (Exp. 7) para 0,1230, atingindo 0,1301 na Exp. 11.

Em sentido contrário, o CTAB-GAN reduz de forma expressiva estas importâncias. Na Exp. 9, o pilar Social no *Random Forest* diminui de 0,0130 (Exp. 7) para 0,0075, e nenhum pilar ESG surge entre as dez variáveis mais relevantes. Este resultado está em linha com a menor robustez do contributo ESG observada na análise por cenários da Exp. 9.

5.3.3. Convergência entre SHAP e LIME

A robustez das importâncias ESG foi adicionalmente avaliada através da convergência entre os valores SHAP e as explicações LIME, duas técnicas baseadas em pressupostos e mecanismos distintos. A Tabela 5.13 apresenta a comparação entre os dois métodos para o *Random Forest* nas experiências de referência.

Tabela 5.13. Convergência entre SHAP e LIME para os pilares ESG (Random Forest).

	SHAP			**LIME**		
Experiência	Ambiental	Social	Governação	Ambiental	Social	Governação
Exp. 7	0,0052	0,0130	0,0087	0,0045	0,0110	0,0136
Exp. 8	0,0070	0,0200	0,0207	0,0067	0,0243	0,0323
Exp. 9	0,0019	0,0075	0,0030	0,0060	0,0130	0,0096
Exp. 10	0,0050	0,0151	0,0049	0,0038	0,0152	0,0062

Os resultados mostram uma elevada convergência entre SHAP e LIME na ordenação dos pilares ESG. Em todas as experiências, ambos os métodos identificam o pilar Social como o mais relevante a nível global e o pilar Ambiental como o menos relevante.

A Exp. 10 destaca-se como o caso de maior convergência, com valores praticamente idênticos para o pilar Social (0,0151 vs. 0,0152), representando o nível de alinhamento mais elevado observado.

A principal divergência ocorre na ordenação entre os pilares Social e de Governação. Em algumas experiências, o LIME atribui maior importância local ao pilar de Governação

do que o SHAP, em particular na Exp. 7 (0,0136 vs. 0,0087) e na Exp. 8 (0,0323 vs. 0,0207).

Esta divergência reflete a diferença entre importância global e local: o pilar de Governação assume maior relevância em observações específicas do que a sua média global sugere.

Estas importâncias devem ser analisadas no contexto do conjunto total de variáveis explicativas, e não apenas na hierarquia interna dos pilares ESG. No ranking SHAP conjunto de todas as variáveis (Exp. 10, *Random Forest*), o *score_social* ocupa a 8.ª posição, com uma importância (0,0151) muito próxima da de variáveis financeiras relevantes, como o `total_ativo` (0,0154) e a `cobertura_custos_financeiros` (0,0149), e claramente superior à de variáveis financeiras como o `prazo_medio_recebimento` ou o `grau_alavancagem_financeira`.

O pilar Social compete, assim, diretamente com indicadores financeiros consolidados, e não apenas com os restantes pilares ESG, reforçando a sua robustez como determinante do risco de crédito.

5.3.4. Síntese da relevância explicativa dos indicadores ESG

Os resultados da análise por cenários e da explicabilidade algorítmica permitem retirar três conclusões principais sobre o papel dos indicadores ESG na avaliação do risco de crédito.

Em primeiro lugar, os indicadores ESG contribuem positivamente quando combinados com variáveis financeiras. A inclusão dos pilares ESG desagregados conduz a melhorias no F1-macro na maioria dos modelos e configurações, com deltas médios entre $+0,36$ p.p. e $+1,17$ p.p. Embora estes ganhos sejam moderados, apresentam-se de forma consistente ao longo das experiências.

Em segundo lugar, os indicadores ESG não mostram capacidade suficiente para explicar o risco de crédito de forma isolada. O cenário exclusivamente ESG conduz a uma degradação do desempenho em todos os modelos, o que reforça o seu papel como complemento, e não como substituto, das variáveis financeiras.

Por fim, o pilar Social destaca-se como o mais relevante, seguido pelo pilar de Governação, enquanto o pilar Ambiental apresenta menor importância preditiva. Esta hierarquia mantém-se estável entre modelos, estratégias de equilíbrio e diferentes configurações da variável dependente, sendo confirmada de forma consistente pelas análises com SHAP e LIME. Este resultado está em linha com a literatura, que aponta para maior variabilidade e menor maturidade de reporte no pilar Ambiental, o que pode limitar a sua capacidade de distinção nos modelos.

5.4. Resultados adicionais/testes de robustez

Esta secção apresenta análises complementares com o objetivo de avaliar a robustez das conclusões obtidas na classificação binária. Em particular, analisam-se o impacto de diferentes estratégias de otimização e definição de *threshold*, a avaliação baseada em custos

bancários e a consistência dos resultados sob diferentes técnicas de geração de dados sintéticos.

5.4.1. Robustez à definição do limiar de decisão

A maioria das experiências anteriores adotou o limiar de decisão padrão ($t = 0{,}50$), assumindo custos simétricos entre Falso Positivo (FP) e Falso Negativo (FN). Em contexto de risco de crédito, esta hipótese não é realista: conceder crédito a uma empresa que irá incumprir (FN) implica um custo financeiro direto, tipicamente superior ao custo de rejeitar uma empresa solvente (FP).

A Exp. 16 aborda este problema através de *threshold tuning*, considerando cinco critérios de otimização distintos.

5.4.1.1 *Threshold tuning* sistemático por cinco critérios

Foram considerados cinco critérios de otimização: (i) F1-macro, privilegiando o equilíbrio global entre classes; (ii) F1 da classe Com Risco, priorizando a deteção do risco; (iii) *Precision* da classe Com Risco, minimizando falsos alarmes; (iv) *Recall* da classe Com Risco, reduzindo incumprimentos não detetados; e (v) equilíbrio entre FP e FN, igualando os custos dos dois tipos de erro.

O limiar ótimo varia substancialmente consoante o critério adotado e o modelo. O MLP exige valores elevados (0,89), mesmo na maximização do F1-macro, refletindo a sua tendência para subestimar as probabilidades da classe minoritária. Em contraste, os modelos de *ensemble* operam próximos do valor de referência (0,48–0,59), sugerindo melhor calibração intrínseca.

O critério de maximização do *Recall* da classe Com Risco conduz aos limiares mais baixos, aumentando a sensibilidade ao risco, mas à custa de um maior número de FP.

Este resultado é particularmente relevante em contexto bancário, onde a escolha do critério de otimização deve refletir o apetite ao risco da instituição.

5.4.1.2 Zona de incerteza

Uma extensão do *threshold tuning* consiste na definição de uma zona de incerteza, correspondente a um intervalo de probabilidades em torno do limiar ótimo no qual o modelo apresenta menor confiança. Utilizando o *LightGBM* com limiar ótimo de 0,48, esta zona foi definida entre 0,38 e 0,58, produzindo a seguinte distribuição no conjunto de teste:

- **Sem Risco** (confiança elevada, $p < 0{,}38$): 2 600 empresas (37,0%), com *Accuracy* de 62,92%;
- **Zona de incerteza** ($0{,}38 \leq p \leq 0{,}58$): 1 876 empresas (26,7%), com *Accuracy* de 55,81%, correspondendo ao nível mais baixo de desempenho;
- **Com Risco** (confiança elevada, $p > 0{,}58$): 2 544 empresas (36,2%), com *Accuracy* de 80,15%, o valor mais elevado entre as zonas.

Esta zona concentra os casos de maior dificuldade de classificação, apresentando uma *Accuracy* cerca de 9 p.p. inferior à das regiões de decisão clara. Este resultado motiva a análise de uma zona de corte explícita, desenvolvida na Exp. 18.

5.4.1.3 Zona de corte com três classes de decisão (Experiência 18)

A Exp. 18 formaliza a zona de incerteza numa estrutura de três zonas de decisão: Sem Risco (probabilidades baixas), Zona Inconclusiva (probabilidades intermédias) e Com Risco (probabilidades elevadas). As empresas classificadas como inconclusivas não recebem uma decisão automática, sendo encaminhadas para análise manual especializada. A Tabela 5.14 apresenta as configurações ótimas para três critérios distintos.

Tabela 5.14. Configurações ótimas da zona de corte por critério de otimização (Exp. 18, *LightGBM*).

Critério	t_{low}	t_{high}	**Inconclusivos**	**Cobertura**	**Accuracy**	**Recall CR**
Max Accuracy	0,30	0,62	3 427 (48,8%)	51,2%	76,59%	0,699
Max Recall CR	0,48	0,70	1 742 (24,8%)	75,2%	67,81%	0,903
Ponto utópico	0,48	0,50	173 (2,5%)	97,5%	67,56%	0,742

Nota: Os limiares t_{low} e t_{high} definem as zonas de decisão: probabilidades abaixo de t_{low} correspondem a *Sem Risco*, entre os limiares à *Zona Inconclusiva* e acima de t_{high} a *Com Risco*.

Os resultados evidenciam um compromisso entre cobertura automática e qualidade da classificação. A configuração de maximização da *Accuracy* exclui 48,8% das empresas da decisão automática, mas eleva a precisão nas zonas de decisão clara para 76,59%, correspondendo a um ganho de cerca de 9 p.p. face ao *baseline*.

Por contraste, a abordagem baseada no ponto utópico cobre 97,5% das empresas automaticamente, mas com um ganho mais limitado de *Accuracy*, mantendo um Recall da classe *Com Risco* de 0,742.

A análise do perfil das empresas na zona inconclusiva indica um nível intermédio de risco, com 44,5% de casos de Com Risco real, situando-se entre as zonas de decisão clara.

Este padrão confirma que a zona inconclusiva concentra observações genuinamente *borderline*, para as quais a decisão automática é menos fiável, justificando a intervenção humana.

5.4.2. Avaliação baseada em custo bancário

Em contexto bancário, os custos de decisão não são simétricos. Um falso negativo (FN), isto é, conceder crédito a uma empresa que irá incumprir, implica perdas financeiras diretas, tipicamente superiores ao custo de rejeitar uma empresa solvente (FP), que representa perda de oportunidade de negócio.

Para incorporar esta assimetria, foi considerada uma função de custo em que o custo de um FN é k vezes superior ao de um FP, com $k \in \{1, 3, 5\}$. O custo total resulta da combinação ponderada de FP e FN para cada critério de *threshold tuning*.

O critério ótimo depende diretamente do rácio de custo considerado. Para $k = 3$, representativo da prática bancária, a maximização do F1 da classe Com Risco apresenta o menor custo total (3401), superando o *baseline* e os restantes critérios.

Tabela 5.15. Custo total por critério de otimização do limiar (MLP, classificação binária).

Critério	Custo ($k = 1$)	Custo ($k = 3$)	Custo ($k = 5$)
Baseline ($t = 0{,}50$)	2317	3829	5341
Max F1-macro	2298	3964	5630
Max F1 Com Risco	2515	3401	4287
Max Precision CR	2935	8711	14487
Max Recall CR	3948	3950	3952
Equilíbrio FP/FN	2302	4554	6806

Nota: k representa o custo relativo de um falso negativo face a um falso positivo.

Por contraste, a maximização da *Precision* da classe Com Risco conduz ao pior desempenho (8711), devido ao aumento de falsos negativos, fortemente penalizado neste cenário.

A maximização do *Recall* da classe Com Risco reduz os incumprimentos não detetados, mas aumenta o número de falsos positivos, resultando num desempenho intermédio. O critério de equilíbrio entre FP e FN não apresenta melhorias face ao *baseline*.

Em síntese, a definição do *threshold* deve refletir explicitamente a estrutura de custos. Em contexto bancário, a maximização do F1 da classe Com Risco constitui uma estratégia equilibrada, reduzindo perdas associadas a incumprimentos sem penalizar excessivamente a concessão de crédito.

5.4.3. Comparação entre técnicas de geração de dados sintéticos

A Exp. 17 replica a configuração da Exp. 15, substituindo o SMOTE pelo CTAB-GAN na classificação binária com Scikit-optimize. Esta comparação permite isolar o efeito da técnica de equilíbrio, mantendo constantes os restantes elementos metodológicos.

Tabela 5.16. Comparação de desempenho entre SMOTE e CTAB-GAN (classificação binária).

Modelo	Método	Accuracy	F1-macro	AUC-ROC
Random Forest	SMOTE	66,61%	66,51%	0,7385
Random Forest	CTAB-GAN	66,57%	65,82%	0,7206
LightGBM	SMOTE	67,89%	67,67%	0,7368
LightGBM	CTAB-GAN	66,47%	65,69%	0,7212

Os resultados da Tabela 5.16 mostram que o CTAB-GAN apresenta um desempenho global inferior ao do SMOTE, um padrão consistente em ambos os modelos e mais evidente no *LightGBM*. A AUC-ROC reforça esta evidência, apontando para uma menor capacidade de distinção. Importa notar, contudo, que nesta configuração binária as diferenças entre os dois métodos são relativamente moderadas, ao contrário do observado na classificação triclasse (Exp. 8 vs. Exp. 9, Tabelas 5.2 e 5.3), onde o impacto do CTAB-GAN na deteção da classe Risco Elevado foi substancialmente mais acentuado.

Este resultado vai ao encontro do observado na classificação triclasse (Exp. 8 vs. Exp. 9), o que sugere que, neste conjunto de dados, o SMOTE gera observações sintéticas mais úteis para os modelos.

Uma possível explicação prende-se com a dimensão da amostra. O CTAB-GAN, por ser um modelo generativo mais complexo, tende a necessitar de mais dados para captar adequadamente a estrutura subjacente, o que pode limitar o seu desempenho em amostras de dimensão moderada.

Além disso, observa-se uma redução do contributo dos indicadores ESG. Na Exp. 17, apenas o pilar Social é mantido como variável relevante, sendo excluídos os pilares Ambiental e de Governação. Este padrão, também visível na Exp. 9, sugere que o CTAB-GAN tende a atenuar o efeito dos indicadores ESG, possivelmente por não preservar relações mais subtis com a variável dependente.

5.4.4. Consistência das conclusões ESG nas experiências adicionais

As Exp. 15, 17 e 18 testam a robustez das conclusões sobre a relevância dos indicadores ESG obtidas nas experiências principais (Exp. 7 a 13).

Tabela 5.17. Consistência das conclusões ESG nas experiências adicionais.

Experiência	% melhoria (F1)	Pilar dominante
Exp. 15 (SMOTE)	85,7%	Social
Exp. 17 (CTAB-GAN)	100%	Social
Exp. 18 (SMOTE)	85,7%	Social

Nota: A percentagem de melhoria é calculada face ao cenário exclusivamente financeiro, e não face ao SMOTE.

Os resultados da Tabela 5.17 confirmam a robustez das conclusões obtidas nas experiências principais. O contributo incremental dos indicadores ESG mantém-se positivo em todas as configurações, traduzindo-se em melhorias de desempenho observadas de forma sistemática quando combinados com variáveis financeiras. Note-se que os valores apresentados correspondem à comparação face ao cenário exclusivamente financeiro e não face ao SMOTE. Assim, os 100% de melhoria registados na Exp. 17 não contradizem o desempenho global inferior do CTAB-GAN face ao SMOTE, documentado na secção anterior. Mostram, antes, que a adição de pilares ESG às variáveis financeiras melhora o desempenho em todos os modelos, independentemente do método de equilíbrio.

Em todas as configurações, o pilar Social destaca-se como o mais relevante, evidenciando elevada estabilidade entre métodos e configurações experimentais. No entanto, a utilização de CTAB-GAN conduz a uma redução do sinal ESG, com a exclusão dos pilares Ambiental e de Governação do processo de seleção de variáveis.

Em síntese, os resultados confirmam três conclusões centrais: (i) os indicadores ESG apresentam um contributo incremental positivo e consistente quando combinados com variáveis financeiras; (ii) o pilar Social é o mais robusto e sistematicamente relevante; e (iii) a qualidade do sinal ESG é sensível à técnica de reequilíbrio entre classes, sendo mais penalizada pelo CTAB-GAN do que pelo SMOTE.

5.5. Análise de *outliers* e segmentação da amostra

A análise de *outliers* e a segmentação da amostra visam caracterizar a heterogeneidade dos dados, através da identificação de observações atípicas e da distinção de grupos com

propriedades distintas. Esta abordagem permite avaliar a robustez dos modelos e identificar padrões estruturais no comportamento financeiro e nos indicadores ESG.

Os métodos de *clustering* utilizados (DBSCAN, K-Means e *clustering* hierárquico) são aplicados diretamente às variáveis originais padronizadas, sem qualquer redução de dimensionalidade. A análise de componentes principais (PCA) é posteriormente utilizada apenas para permitir a visualização, em duas dimensões, dos *clusters* já formados, não influenciando o processo de agrupamento, uma vez que a sua aplicação antes do *clustering* alteraria a importância das variáveis na formação dos grupos, enviesando a interpretação dos resultados. Ao recorrer ao PCA apenas na fase de visualização, garante-se que a estrutura dos *clusters* reflete diretamente as variáveis financeiras e ESG, e não uma combinação linear das mesmas.

5.5.1. Identificação de *outliers* por DBSCAN

O algoritmo DBSCAN foi aplicado ao conjunto de dados com winsorização, com o objetivo de identificar observações atípicas com base na densidade local no espaço das variáveis. O parâmetro *eps* foi determinado com recurso ao método da curva k-distância. As observações são classificadas como *outliers* (ruído) quando não possuem um número mínimo de vizinhos (*minPts*) dentro do raio *eps*, não pertencendo a nenhuma região densa.

A Figura 5.6 apresenta uma projeção bidimensional obtida por análise de componentes principais. Observa-se uma região central densa, onde se concentra a maioria das observações classificadas como pertencentes a *clusters*, e um conjunto de pontos dispersos, localizados nas zonas periféricas do espaço de características, correspondentes a *outliers*.

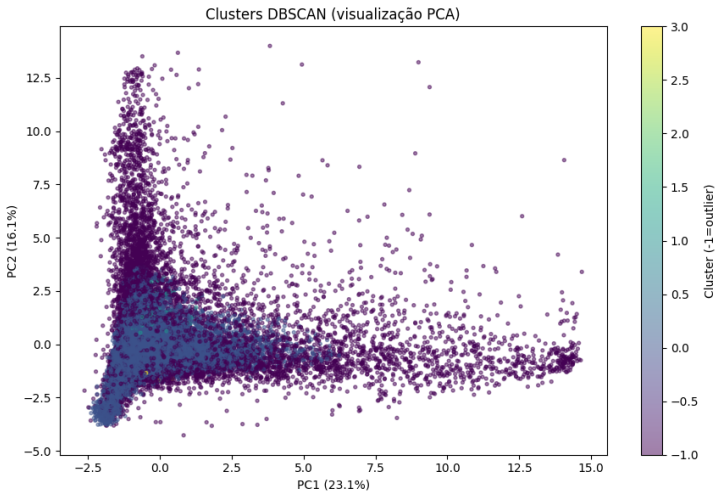


Figura 5.6. Visualização dos resultados do DBSCAN numa projeção bidimensional obtida por PCA. Os pontos classificados como ruído (*outliers*) surgem dispersos fora das regiões densas.

A aplicação do DBSCAN identificou 9 223 *outliers* no conjunto total de dados (26,3%). No conjunto de teste, foram identificados 1 857 *outliers* (26,5%) na classificação triclasse e 1 820 (25,9%) na classificação binária, valores consistentes com a proporção global.

A distribuição das classes de risco entre *outliers* e não-*outliers* revela um resultado relevante: os *outliers* não correspondem, predominantemente, a empresas de risco elevado.

Na classificação triclasse (Exp. 7), a distribuição é praticamente idêntica à do conjunto total: Baixo Risco (56,8% vs. 57,1%), Risco Intermédio (35,0% vs. 35,2%) e Risco Elevado (8,1% vs. 7,7%). Na classificação binária (Exp. 10), a proporção de empresas com risco de incumprimento é de 43,2% nos *outliers*, face a 42,9% no total.

Estes resultados mostram que os *outliers* identificados pelo DBSCAN correspondem a perfis financeiros atípicos e não necessariamente a situações de incumprimento. Este resultado está alinhado com a distribuição observada na Figura 5.6, onde os *outliers* surgem dispersos fora das regiões de maior densidade, sem associação direta a níveis mais elevados de risco.

Em síntese, a atipicidade estatística baseada em densidade não coincide necessariamente com a noção económica de risco de crédito, reforçando a distinção entre anomalias estruturais e sinais de deterioração financeira.

5.5.2. Segmentação por K-Means

A segmentação por K-Means foi realizada com cinco *clusters* ($k = 5$), valor determinado com base no método do cotovelo.

A Figura 5.7 apresenta a evolução da inércia em função do número de *clusters*. Verifica-se uma redução acentuada até $k = 5$, a partir da qual os ganhos tornam-se marginais, justificando a escolha deste valor como compromisso entre capacidade explicativa e simplicidade do modelo.

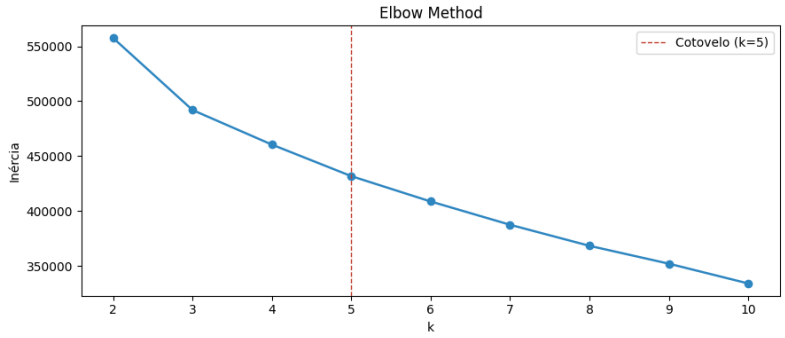


Figura 5.7. Determinação do número ótimo de *clusters* através do método do cotovelo.

A Tabela 5.18 apresenta o perfil médio de cada *cluster* em termos de dimensão, variáveis financeiras e indicadores ESG.

Tabela 5.18. Perfil médio dos *clusters* K-Means: dimensão, variáveis financeiras selecionadas e indicadores ESG.

Cluster	N	Total ativo	Sc. ambiental	Sc. social	Sc. governação	Rating médio
0	574	3 683 454	2,808	3,376	3,551	5,92
1	13 743	713 683	3,118	2,738	2,407	9,01
2	17 698	2 719 721	2,275	3,908	3,181	7,49
3	1 518	1 397 227	2,976	2,819	3,252	7,31
4	1 567	31 095 518	2,205	4,154	3,765	6,87

A Figura 5.8 apresenta uma projeção dos *clusters* num espaço bidimensional obtido por análise de componentes principais (PC1: 23,1%; PC2: 16,1%). A distribuição evidencia

uma estrutura parcialmente sobreposta, com diferenciação mais clara ao longo do primeiro componente principal. Um dos *clusters* concentra-se na região de valores elevados de PC1, associando-se a empresas de maior dimensão, indicando que a dimensão financeira constitui um dos principais fatores de segmentação.

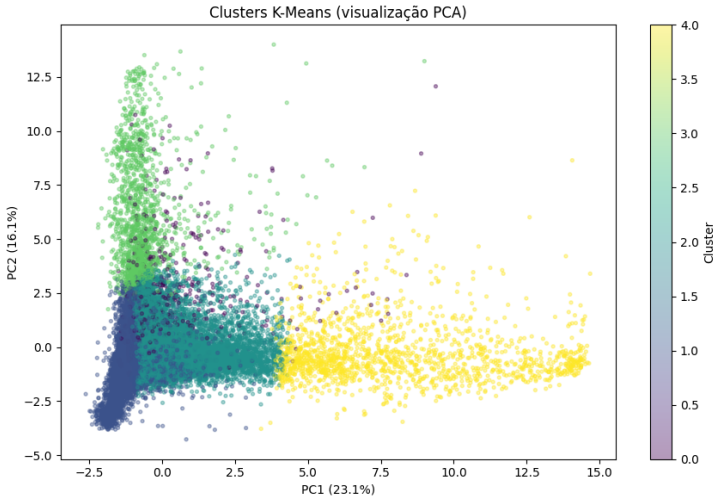


Figura 5.8. Visualização dos *clusters* K-Means numa projeção bidimensional obtida por PCA.

Os *clusters* apresentam perfis financeiros e ESG distintos. O *cluster* 1 é o mais numeroso e caracteriza-se por empresas de menor dimensão, com *rating* médio mais elevado (9,01) e valores relativamente baixos nos indicadores ESG, sobretudo nos pilares Social e de Governação.

O *cluster* 4 agrega empresas de grande dimensão, refletido na sua posição na extremidade do primeiro componente principal. Apresenta o valor médio mais elevado no *score* Social e um nível de risco intermédio, indicando maior visibilidade e desempenho em determinadas dimensões ESG.

O *cluster* 0, embora menos representativo, apresenta o melhor *rating* médio (5,92) e valores relativamente elevados no *score* de Governação, sugerindo uma associação entre práticas de governação mais robustas e menor risco de crédito.

Os *clusters* 2 e 3 ocupam posições intermédias, contribuindo para a heterogeneidade global da amostra.

A análise da entropia de Shannon confirma estas diferenças estruturais. O *cluster* 0 apresenta a menor entropia (0,83 bits), indicando maior homogeneidade na distribuição do risco, enquanto o *cluster* 1 apresenta a maior entropia (1,39 bits), refletindo maior diversidade de perfis e maior dificuldade de separação entre classes.

5.5.3. Clustering hierárquico

O clustering hierárquico foi realizado com ligação de Ward e dissimilaridade euclidiana, considerando igualmente cinco *clusters*. A Figura 5.9 apresenta o dendrograma resultante, no qual se observa a estrutura de agregação das observações. A escolha de cinco *clusters*

baseia-se no nível de corte que equilibra a separação entre grupos e a complexidade da segmentação.

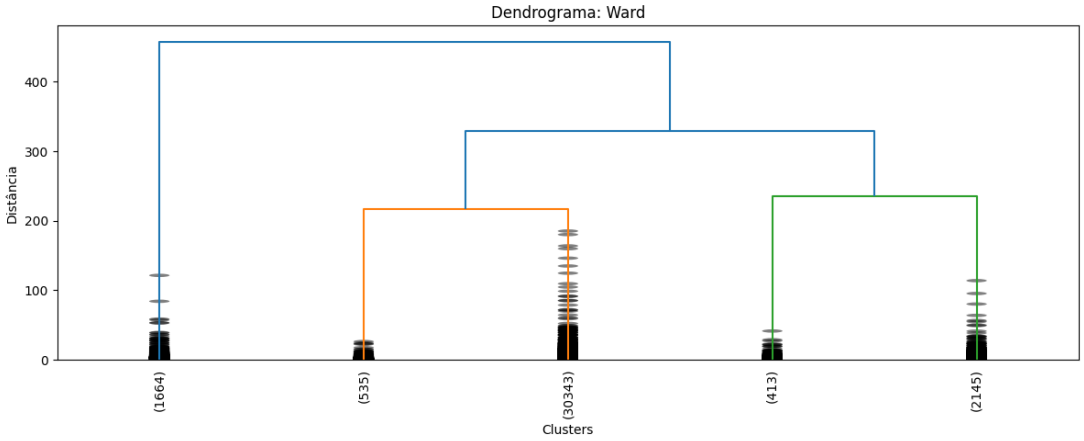


Figura 5.9. Dendrograma do clustering hierárquico com ligação de Ward.

A estrutura obtida revela um forte desequilíbrio na distribuição das observações pelos *clusters*: um grupo concentra 30 343 observações (86,4%), enquanto os restantes apresentam dimensões significativamente inferiores (1 664, 2 145, 413 e 535 observações). Este padrão é coerente com o dendrograma, onde um ramo dominante agrega a maioria das observações a baixos níveis de distância, enquanto os restantes *clusters* apenas emergem a níveis mais elevados de dissimilaridade.

A Figura 5.10 apresenta uma projeção bidimensional dos *clusters* com base em análise de componentes principais. A distribuição confirma a forte concentração de observações numa região central do espaço de características, correspondente ao *cluster* dominante, enquanto os restantes ocupam regiões periféricas e mais dispersas, associadas a perfis menos comuns.

Este padrão decorre da natureza do método de Ward, que minimiza a variância intracluster. Como consequência, forma-se um *cluster* central dominante que concentra a maioria das observações, enquanto os casos mais afastados são agrupados em *clusters* residuais de menor dimensão.

A comparação com o K-Means revela apenas convergência parcial. Os *clusters* minoritários identificados pelo método hierárquico correspondem a perfis atípicos também captados pelo K-Means; no entanto, a elevada concentração num único *cluster* limita a capacidade de discriminação entre grupos. Esta limitação é visível tanto no dendrograma, pela predominância de um ramo principal, como na projeção PCA, pela sobreposição de observações na região central.

Esta característica reduz a utilidade do método para segmentação aplicada ao risco de crédito, onde se pretende uma estrutura mais equilibrada e informativa. Por este motivo, o K-Means é adotado como abordagem de referência para a análise subsequente do desempenho dos modelos por segmento.

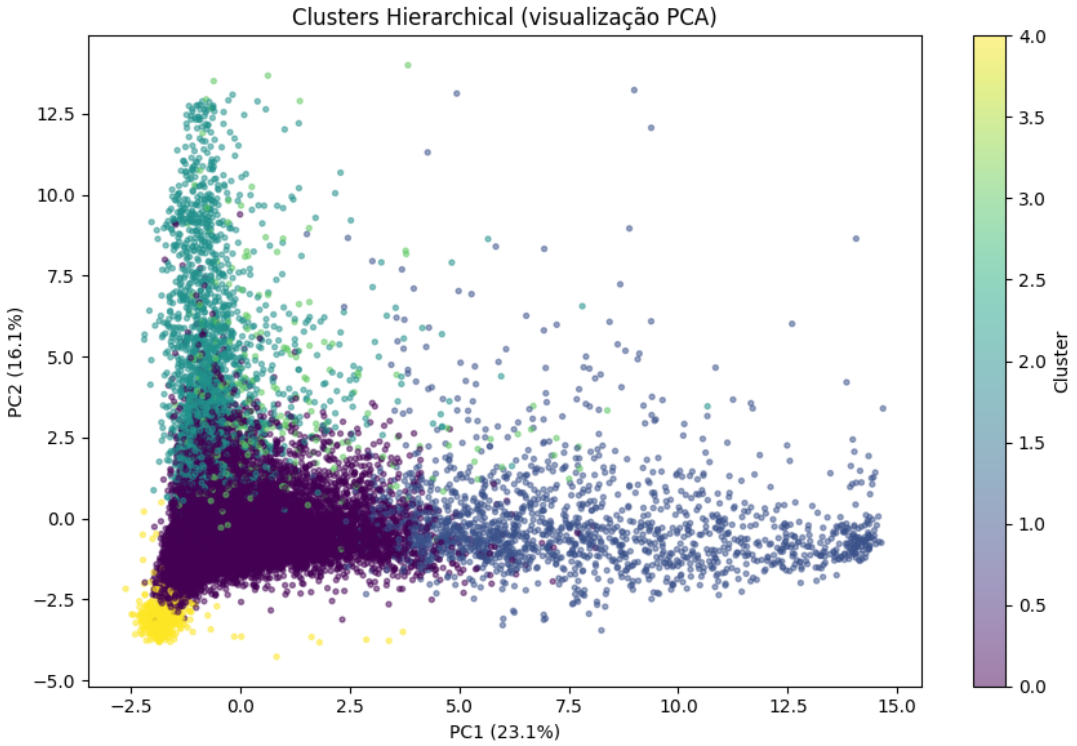


Figura 5.10. Visualização dos *clusters* hierárquicos numa projeção bidimensional obtida por PCA.

5.5.4. Perfil financeiro e ESG dos *outliers*

A comparação entre o perfil médio dos *outliers* e dos não-*outliers* evidencia diferenças sistemáticas nas variáveis financeiras. A Tabela 5.19 apresenta os principais resultados.

Tabela 5.19. Comparação do perfil médio entre *outliers* e não-*outliers*.

Variável	Não-outlier (média)	Outlier (média)	Rácio (O/NO)
Total do ativo	1 590 272	7 562 860	4,75×
Capital próprio	645 952	3 212 075	4,97×
Financiamentos obtidos	406 393	1 962 319	4,83×
Total do passivo	945 790	4 229 917	4,47×
Liquidez reduzida	1,60	4,94	3,09×
Liquidez geral	2,11	6,65	3,15×
Liquidez imediata	0,31	0,90	2,90×
Autonomia financeira	0,23	0,29	1,26×
Score ambiental	2,62	2,71	1,03×
Score social	3,44	3,30	0,96×
Score governação	2,87	–	–

Nota: O rácio (O/NO) corresponde ao quociente entre o valor médio das observações *outliers* (O) e o das não-*outliers* (NO), permitindo avaliar a magnitude relativa das diferenças entre grupos.

Os *outliers* correspondem a empresas de maior dimensão, com valores substancialmente superiores em indicadores como o total do ativo e o capital próprio. Os rácios de liquidez apresentam igualmente níveis mais elevados, sugerindo estruturas financeiras menos comuns.

Por contraste, os *scores* ESG apresentam diferenças pouco expressivas. O *score* ambiental é ligeiramente superior nos *outliers*, enquanto o *score* social é marginalmente

inferior. O *score* de governação apresenta valores omissos neste grupo, o que limita a análise comparativa nesta dimensão.

Em síntese, as diferenças identificadas pelo DBSCAN concentram-se sobretudo nas dimensões financeira e dimensional, sem correspondência significativa no perfil de sustentabilidade.

5.5.5. Análise de quadrantes ESG-Risco

Foi realizada uma análise de quadrantes que cruza o *score* ESG agregado com o risco de crédito, utilizando os valores médios como fronteiras de segmentação.

A Figura 5.11 apresenta a distribuição do *score* ESG dentro de cada classe de risco de crédito, através de *violin plots* horizontais. O eixo horizontal representa o *score* ESG, enquanto o eixo vertical corresponde ao nível de risco de crédito. A linha tracejada vermelha indica o valor médio do *score* ESG (3,07) e a linha tracejada azul o valor médio do nível de risco, fronteiras utilizadas na segmentação em quadrantes apresentada na Tabela 5.20.

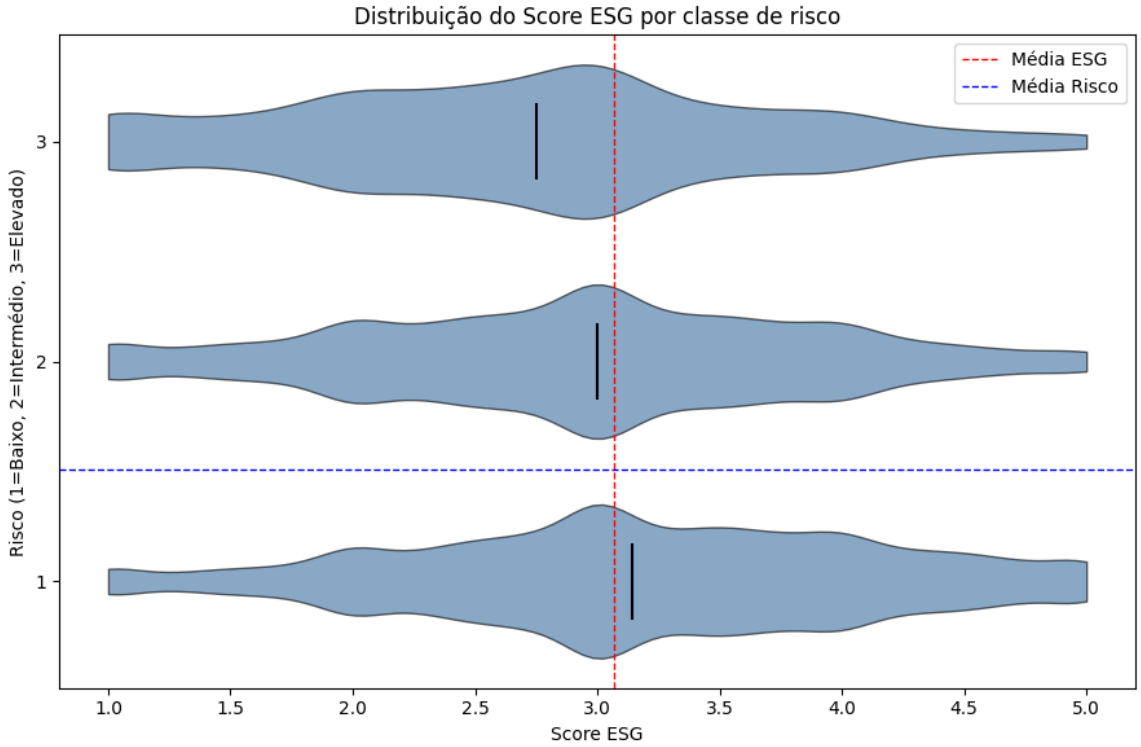


Figura 5.11. Distribuição do *score* ESG por classe de risco de crédito.

A distribuição evidencia uma sobreposição considerável do *score* ESG entre as três classes de risco, com cada distribuição a estender-se de forma semelhante por toda a gama de valores, independentemente do nível de risco. Este padrão indica que empresas com *scores* ESG elevados podem estar associadas a diferentes níveis de risco de crédito, e o mesmo se verifica para *scores* mais reduzidos, não existindo uma relação linear clara entre as duas dimensões.

As empresas foram classificadas em quatro grupos, conforme apresentado na Tabela 5.20.

Tabela 5.20. Distribuição das empresas por quadrante ESG-Risco.

Quadrante	N obs	%
Alto ESG / Baixo Risco	10 765	30,7%
Baixo ESG / Baixo Risco	9 275	26,4%
Baixo ESG / Alto Risco	8 867	25,3%
Alto ESG / Alto Risco	6 193	17,6%

Os resultados mostram que o quadrante de Alto ESG e Baixo Risco é o mais representativo (30,7%), consistente com uma associação positiva entre desempenho em sustentabilidade e menor risco de crédito. Contudo, a presença relevante de empresas no quadrante de Baixo ESG e Baixo Risco (26,4%) indica que níveis reduzidos de risco podem ocorrer independentemente do desempenho ESG.

Adicionalmente, o quadrante de Alto ESG e Alto Risco concentra 17,6% das observações, evidenciando que níveis elevados de desempenho em sustentabilidade não garantem, por si só, solvabilidade financeira.

Em síntese, a relação entre desempenho ESG e risco de crédito não é monótona nem determinística. Os indicadores ESG acrescentam informação relevante, mas não substituem as variáveis financeiras, devendo ser interpretados como um complemento na avaliação do risco de crédito.

5.5.6. Análise por segmentos

A análise por segmentos avalia a robustez dos modelos face à heterogeneidade da amostra, examinando o desempenho em diferentes grupos de empresas. Para isso, recorre-se a dois tipos de abordagem: a identificação de *outliers* com DBSCAN e a segmentação não supervisionada com K-Means e clustering hierárquico.

5.5.6.1 Desempenho em outliers vs. não-outliers

A Tabela 5.21 apresenta o desempenho dos principais modelos nos dois grupos, na classificação triclasse.

Tabela 5.21. Desempenho por grupo (*outliers vs. não-outliers*) na classificação triclasse (Exp. 7).

Modelo	Grupo	N	Acc (%)	F1 (%)	Acc ±1 (%)	QWK
Random Forest	Outliers	1 857	60,15	50,18	73,07	0,3113
	Não-outliers	5 163	58,63	47,51	71,35	0,3067
LightGBM	Outliers	1 857	56,33	48,04	74,42	0,2903
	Não-outliers	5 163	55,05	46,02	74,43	0,2927
XGBoost	Outliers	1 857	63,97	45,47	72,21	0,3191
	Não-outliers	5 163	62,31	40,94	69,96	0,2812
Logística Multinomial	Outliers	1 857	51,80	44,74	80,99	0,2918
	Não-outliers	5 163	48,60	41,03	78,89	0,2406

Os resultados mostram que o desempenho dos modelos é semelhante ou superior nos *outliers*, contrariando a expectativa de maior dificuldade de classificação em observações atípicas.

A Tabela 5.22 apresenta os deltas de desempenho entre *outliers* e não-*outliers*.

Tabela 5.22. Delta de desempenho entre *outliers* e não-*outliers* na classificação triclasse (Exp. 7).

Modelo	**Δ Acc (%)**	**Δ F1 (%)**	**Δ Acc ±1 (%)**	**Δ QWK**
Random Forest	+1,52	+2,67	+1,72	+0,005
LightGBM	+1,28	+2,02	-0,01	-0,002
XGBoost	+1,66	+4,53	+2,25	+0,038
Logística Multinomial	+3,20	+3,71	+2,10	+0,051

Nota: Δ = Outliers − Não-outliers. Valores positivos indicam melhor desempenho nos *outliers*.

A análise dos deltas confirma um aumento generalizado do desempenho nos *outliers*. O *Random Forest* apresenta melhorias de +1,52 p.p. em *accuracy* e +2,67 p.p. em F1-macro, enquanto o *LightGBM* regista aumentos de +1,28 p.p. e +2,02 p.p., respetivamente. O *XGBoost* evidencia o maior ganho em F1-macro (+4,53 p.p.), e a regressão logística multinomial apresenta diferenças de +3,20 p.p. em *accuracy* e +3,71 p.p. em F1-macro. Estes resultados evidenciam que os *outliers* são, em média, mais facilmente classificados do que as observações típicas.

A Figura 5.12 apresenta o perfil médio normalizado das principais variáveis financeiras e indicadores ESG para *outliers* e não-*outliers*.

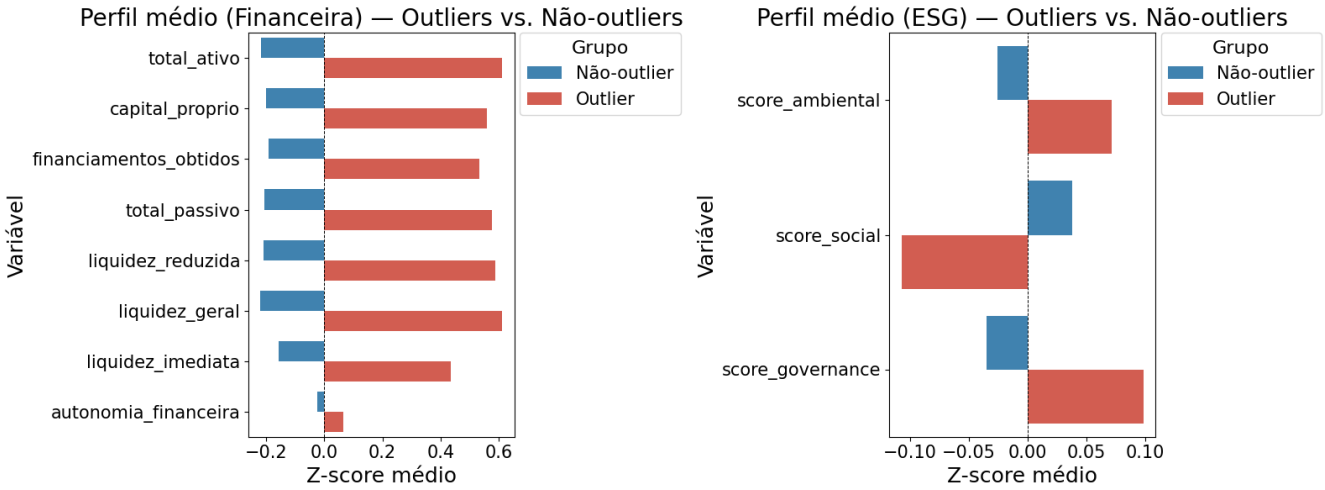


Figura 5.12. Perfil médio normalizado (Z-score) das variáveis financeiras e indicadores ESG para *outliers* e não-*outliers*.

Os *outliers* apresentam valores substancialmente mais elevados nas variáveis de dimensão e liquidez, evidenciando perfis financeiros mais extremos e diferenciados. Esta diferenciação é particularmente visível em indicadores como o total do ativo, capital próprio e rácios de liquidez, onde os *outliers* exibem desvios positivos significativos face à média.

Em contraste, os indicadores ESG apresentam diferenças reduzidas entre os grupos, indicando que a atipicidade identificada é predominantemente de natureza financeira.

Este padrão explica o desempenho observado: os modelos classificam mais facilmente os *outliers*, uma vez que correspondem a observações com características mais extremas e, portanto, mais separáveis no espaço de características.

Na classificação binária, as diferenças tornam-se residuais, evidenciando que a simplificação da tarefa reduz o impacto da heterogeneidade estrutural entre grupos.

5.5.6.2 Desempenho por cluster K-Means

A análise do desempenho por *cluster* revela diferenças sistemáticas na capacidade preditiva dos modelos. O *cluster* 0 apresenta os valores mais elevados de *accuracy*, enquanto o *cluster* 1 evidencia maior dificuldade preditiva, associada ao seu maior nível de heterogeneidade interna, refletido numa distribuição mais equilibrada das classes de risco e, consequentemente, numa menor separabilidade entre observações.

A Figura 5.13 apresenta o desempenho dos modelos por *cluster*, bem como o nível de heterogeneidade medido através da entropia de Shannon.

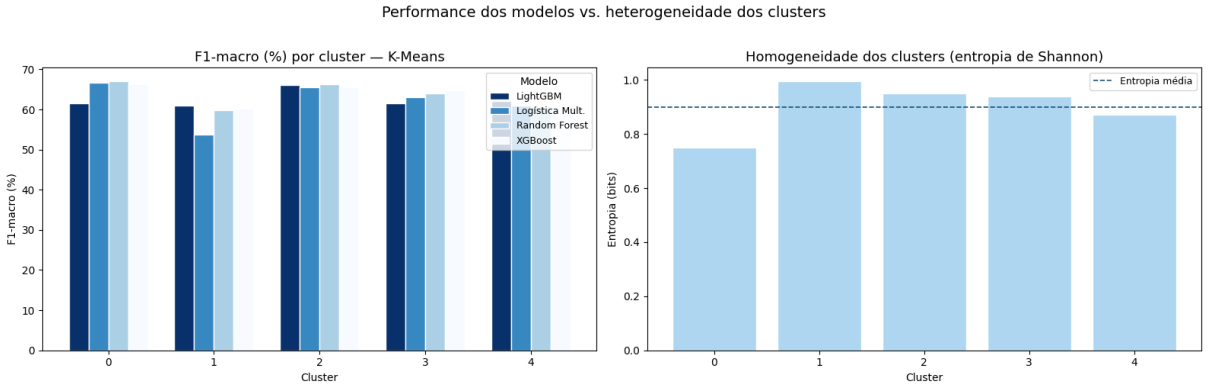


Figura 5.13. Desempenho dos modelos por *cluster* K-Means (F1-macro) e heterogeneidade interna medida pela entropia de Shannon.

A análise visual indica uma relação negativa entre a heterogeneidade interna dos *cluster* e o desempenho dos modelos, com valores de F1-macro mais reduzidos nos *clusters* com maior entropia, em particular no *cluster* 1. Por contraste, *clusters* mais homogéneos, como o *cluster* 0, apresentam desempenho superior, refletindo maior separabilidade entre classes.

Para avaliar formalmente esta relação, foi calculada a correlação de Spearman entre a entropia de Shannon por *cluster* e o F1-macro do *Random Forest*. Obteve-se $\rho = -0{,}30$, com p-valor de 0,624, não sendo possível rejeitar a hipótese nula de ausência de correlação ao nível de significância de 5%.

Este resultado indica que, apesar da tendência negativa observada, a associação entre heterogeneidade interna e desempenho preditivo não é estatisticamente significativa. Esta ausência de robustez pode estar associada ao reduzido número de *clusters* ($k = 5$), que limita o poder estatístico do teste.

Consequentemente, as diferenças de desempenho entre *clusters* devem ser interpretadas com cautela, como padrões descritivos consistentes com a estrutura dos dados, mas não como evidência de uma relação causal estabelecida entre heterogeneidade e capacidade preditiva.

Em síntese, a análise de *outliers* e segmentação evidencia que a heterogeneidade da amostra tem impacto limitado no desempenho agregado dos modelos, mas permite identificar padrões estruturais relevantes na distribuição do erro. Os *outliers* correspondem sobretudo a entidades de maior dimensão e liquidez, não estando associados a níveis superiores de risco. A segmentação por K-Means identifica grupos distintos, sendo o *cluster* 1 o mais exigente em termos preditivos devido ao seu elevado nível de heterogeneidade. Estes resultados reforçam a robustez dos modelos e confirmam o papel complementar dos indicadores ESG na avaliação do risco de crédito.

[Esta página foi deixada em branco intencionalmente.]

CAPÍTULO 6

Discussão

Este capítulo apresenta a discussão dos principais resultados obtidos na análise empírica, contextualizando-os à luz da literatura existente e destacando as suas implicações práticas e teóricas. É ainda realizada uma reflexão crítica sobre as limitações do estudo e sobre oportunidades para investigação futura no domínio do risco de crédito e da integração de indicadores ESG.

6.1. Síntese e interpretação dos principais resultados

Os resultados obtidos permitem responder de forma consistente à questão central da investigação, indicando que a integração de indicadores ESG contribui positivamente para a avaliação do risco de crédito, assumindo um papel complementar face às variáveis financeiras tradicionais.

Do ponto de vista do desempenho preditivo, os modelos baseados em técnicas de *ensemble learning*, nomeadamente *LightGBM*, *Random Forest* e *XGBoost*, apresentam uma superioridade clara face a abordagens lineares. Esta evidência sugere uma maior adequação destes modelos para captar relações não lineares e interações complexas entre variáveis, características particularmente relevantes num contexto que integra informação financeira e não financeira.

A comparação entre configurações triclasse e binária revela um compromisso entre granularidade e desempenho. A simplificação da variável dependente conduz a ganhos substanciais de *performance*, refletindo a menor ambiguidade entre classes. Contudo, esta melhoria ocorre à custa de uma menor capacidade de distinguir níveis intermédios de risco, o que pode limitar a sua aplicabilidade em contextos de decisão mais exigentes.

No que respeita ao contributo dos indicadores ESG, os resultados evidenciam um padrão consistente. Quando considerados isoladamente, estes indicadores apresentam capacidade explicativa limitada; no entanto, quando combinados com variáveis financeiras, contribuem de forma sistemática para a melhoria do desempenho dos modelos. Este resultado reforça a ideia de que os fatores ESG captam dimensões adicionais do risco, não plenamente refletidas nas métricas tradicionais.

A análise desagregada por pilares revela a predominância do pilar Social, que assume a maior relevância explicativa de forma transversal aos modelos e configurações consideradas. Este resultado sugere que fatores associados a práticas laborais, relações com *stakeholders* e estabilidade organizacional desempenham um papel relevante na avaliação do risco de crédito.

Por contraste, o pilar Ambiental apresenta menor capacidade explicativa, o que poderá estar associado à maior heterogeneidade dos dados, à menor maturidade dos indicadores ou à natureza mais indireta do seu impacto. O pilar de Governação assume uma posição intermédia, evidenciando relevância em contextos específicos.

A análise de robustez confirma a estabilidade dos resultados face a diferentes opções metodológicas, embora evidencie compromissos relevantes. Em particular, as estratégias de equilíbrio ilustram a existência de um *trade-off* entre desempenho global e capacidade de identificação das classes minoritárias, enquanto a utilização de modelos generativos tende a reduzir a intensidade do sinal ESG.

No domínio da otimização, os resultados sugerem que o seu impacto depende da complexidade do problema. Em contextos mais exigentes, como a classificação triclasse, a otimização contribui para maior estabilidade, enquanto em configurações mais simples o efeito é sobretudo incremental.

A análise de *outliers* e segmentação revela que a heterogeneidade estrutural da amostra não compromete o desempenho global dos modelos. As observações atípicas correspondem maioritariamente a perfis financeiros extremos e apresentam, em média, maior separabilidade, o que facilita a sua classificação.

Adicionalmente, a segmentação por *clusters* evidencia diferenças localizadas no desempenho dos modelos, associadas ao grau de heterogeneidade interna de cada grupo. Ainda assim, estas variações não afetam as conclusões globais, indicando a robustez dos resultados.

Por fim, a análise de quadrantes ESG-Risco evidencia que a relação entre desempenho em sustentabilidade e risco de crédito não é linear nem determinística. A presença de empresas com diferentes níveis de risco em todos os quadrantes sugere que os indicadores ESG devem ser interpretados no contexto mais amplo das condições financeiras e operacionais.

Em síntese, os resultados indicam que a integração de indicadores ESG melhora de forma consistente a avaliação do risco de crédito, embora o seu impacto seja condicionado pela interação com variáveis financeiras, pela qualidade dos dados disponíveis e pelas escolhas metodológicas adotadas. Estas conclusões são aprofundadas e enquadradas nas secções seguintes deste capítulo.

6.2. Comparação com a literatura existente

Os resultados obtidos encontram-se, de forma geral, alinhados com a evidência empírica recente sobre a integração de fatores ESG na avaliação do risco de crédito, confirmando tendências identificadas na literatura e acrescentando evidência adicional no contexto analisado.

Em primeiro lugar, a superioridade dos modelos baseados em *ensemble learning* confirma a crescente predominância destas abordagens na modelação do risco de crédito. Tal como evidenciado em **[25]** e **[57]**, algoritmos como *XGBoost*, *Random Forest* e *LightGBM* apresentam melhor desempenho em contextos caracterizados por elevada complexidade e não linearidade, superando modelos tradicionais como a regressão logística. Estes

resultados são igualmente consistentes com [**25**, **46**], que destacam a robustez destas técnicas em cenários de dados desequilibrados.

No que respeita ao papel dos indicadores ESG, a evidência obtida confirma a sua relevância enquanto determinantes complementares do risco de crédito. Em linha com [**2**] e [**27**], os resultados mostram que os fatores ESG acrescentam poder explicativo aos modelos, sem substituírem as variáveis financeiras. Neste sentido, a investigação reforça a perspetiva de que os fatores de sustentabilidade devem ser interpretados como componentes adicionais do risco, cuja relevância depende da sua interação com dimensões financeiras.

Um dos contributos mais relevantes deste estudo prende-se com a análise desagregada dos pilares ESG. A predominância do pilar Social está parcialmente alinhada com a literatura que enfatiza a importância de fatores relacionados com práticas laborais e relações com *stakeholders* [**27**]. No entanto, este resultado contrasta com estudos que identificam o pilar Ambiental ou de Governação como principais determinantes, evidenciando a sensibilidade das conclusões ao contexto empírico, conforme também sugerido por [**29**]. Esta heterogeneidade reforça uma limitação amplamente discutida na literatura, relacionada com a utilização de *scores* agregados, que tendem a ocultar o contributo específico de cada dimensão.

A ausência de uma relação linear clara entre o desempenho ESG e o risco de crédito confirma igualmente uma das conclusões recorrentes na literatura. Tal como referido em [**29**, **57**], a relação entre sustentabilidade e risco financeiro é multidimensional e dependente de fatores contextuais, incluindo o setor de atividade, o enquadramento regulatório e a qualidade dos dados. Os resultados obtidos reforçam esta perspetiva ao evidenciar uma distribuição não monotónica no espaço ESG-Risco.

No domínio metodológico, a utilização de técnicas de explicabilidade (XAI) revela-se consistente com as práticas identificadas na literatura recente. Em particular, os resultados confirmam a utilidade de métodos como SHAP e LIME na interpretação dos modelos e na identificação do contributo das variáveis, em linha com [**25**] e [**20**]. A maior estabilidade observada no SHAP, face ao LIME, está igualmente de acordo com limitações previamente documentadas.

Por outro lado, a evidência relativa ao impacto do CTAB-GAN contribui para aprofundar uma área ainda pouco explorada. A redução do sinal ESG associada a esta abordagem evidencia as dificuldades na preservação de relações de menor intensidade em técnicas de geração de dados sintéticos em formatos tabulares, reforçando limitações já identificadas na literatura [**16**].

Adicionalmente, a análise de segmentação e de *outliers* introduz uma dimensão menos desenvolvida em estudos anteriores. Enquanto grande parte da literatura se concentra no desempenho agregado, este trabalho demonstra que a heterogeneidade estrutural da amostra influencia o desempenho dos modelos de forma localizada, sem comprometer as conclusões globais. Este resultado sugere a importância de abordagens mais granulares na

análise do risco de crédito, colmatando a perda de informação frequentemente associada ao uso de métricas ESG agregadas [**5**, **12**, **29**].

Em síntese, os resultados confirmam os principais padrões identificados na literatura, ao mesmo tempo que evidenciam a relevância da análise desagregada dos fatores ESG, da utilização de técnicas de explicabilidade [**21**] e da consideração da heterogeneidade estrutural dos dados. Estes contributos permitem aprofundar a compreensão da relação entre fatores ESG e risco de crédito, particularmente no contexto europeu, onde a evidência empírica específica sobre estas dinâmicas ainda beneficia de maior consolidação [**23**, **26**].

6.3. Implicações práticas para a banca e reguladores

Os resultados obtidos evidenciam que a integração de indicadores ESG constitui uma abordagem relevante para a prática bancária, permitindo uma avaliação mais abrangente e informada do risco de crédito.

Do ponto de vista operacional, os resultados confirmam que modelos baseados em *ensemble learning*, quando utilizados em conjunto com indicadores ESG, proporcionam melhorias no desempenho preditivo, mantendo níveis elevados de robustez e capacidade de adaptação à heterogeneidade dos dados.

A evidência empírica demonstra que a utilização de modelos baseados em *ensemble learning*, quando integrados com indicadores ESG, permite melhorar o desempenho preditivo sem comprometer a capacidade discriminatória. Esta abordagem revela-se particularmente adequada em contextos caracterizados pela heterogeneidade dos dados e pela presença de relações não lineares [**29**, **57**].

Adicionalmente, a incorporação de técnicas de explicabilidade (XAI), como SHAP e LIME, permite aumentar a transparência e a auditabilidade dos modelos, facilitando a sua utilização em ambiente operacional. Este aspeto é essencial para assegurar a validação interna dos modelos e reforçar a confiança nas decisões automatizadas [**21**, **25**].

Os resultados evidenciam igualmente a importância da definição de estratégias de decisão alinhadas com a prática bancária, nomeadamente através da consideração de custos assimétricos e da introdução de mecanismos de supervisão humana [**30**, **46**]. A utilização de zonas de incerteza e de análise manual para casos intermédios contribui para reduzir o risco de decisões inadequadas e aumentar a robustez do processo de concessão de crédito.

No plano regulatório, a integração de indicadores ESG encontra-se alinhada com as orientações europeias em matéria de sustentabilidade e gestão do risco, nomeadamente no âmbito do SREP, da CSRD, da SFDR e do *AI Act* [**6**, **30**, **50**]. A utilização de modelos explicáveis e devidamente validados contribui para assegurar conformidade com os princípios de transparência, responsabilidade e *trustworthy AI* [**30**].

Em síntese, os resultados sugerem que a incorporação estruturada de indicadores ESG, aliada a modelos avançados e técnicas de explicabilidade, pode melhorar a qualidade das decisões de crédito, reforçando simultaneamente a robustez, transparência e alinhamento regulatório dos sistemas de avaliação de risco.

6.4. Implicações teóricas para o estudo do risco de crédito

Os resultados desta investigação apresentam contributos relevantes para o desenvolvimento da literatura sobre risco de crédito, particularmente no contexto da integração dos fatores ESG.

Em primeiro lugar, os resultados empíricos reforçam a perspetiva de que os fatores ESG devem ser interpretados como determinantes dos riscos financeiros tradicionais, e não como uma categoria de risco autónoma. Este resultado está alinhado com o enquadramento conceptual proposto pelas autoridades europeias, nomeadamente pela EBA [**6**], segundo o qual os riscos ESG se materializam através de canais como o risco de crédito, operacional e reputacional, corroborando empiricamente o modelo teórico de canais de transmissão proposto por [**11**].

Em segundo lugar, a investigação confirma que a relação entre desempenho ESG e risco de crédito é complexa, não linear e dependente do contexto, em linha com as recentes descobertas de [**29**] e [**54**]. Esta evidência desafia abordagens simplificadas baseadas em *scores* agregados e sustenta a necessidade de modelos capazes de captar interações e efeitos cruzados entre variáveis, complementando as críticas metodológicas de [**12**] e [**5**] quanto à perda de informação gerada pela agregação de métricas de sustentabilidade.

A identificação do pilar Social como principal determinante do risco de crédito constitui um contributo empírico relevante, evidenciando a importância da desagregação dos fatores ESG. Esta evidência complementa o estudo de [**27**], que destaca a predominância da dinâmica social e laboral, ao demonstrar que abordagens agregadas podem ocultar relações diferenciadas entre pilares, reforçando a necessidade de maior granularidade analítica na modelação.

Adicionalmente, os resultados demonstram a relevância da integração entre desempenho preditivo e explicabilidade, num enquadramento consistente com o conceito de *trustworthy AI* exigido pelo Regulamento da Inteligência Artificial [**30**]. A utilização de técnicas de XAI mostra que é possível conciliar modelos de elevada precisão com requisitos de transparência e auditabilidade. Desta forma, a dissertação responde diretamente aos apelos da literatura [**20**, **21**] para a implementação de uma Inteligência Artificial transparente no crédito, contribuindo para a evolução das abordagens teóricas.

Por outro lado, a análise de segmentação e de *outliers* contribui para uma melhor compreensão da heterogeneidade estrutural das amostras, evidenciando que a atipicidade estatística não corresponde necessariamente a maior exposição ao risco económico. Este resultado introduz uma distinção relevante entre variabilidade dos dados e probabilidade efetiva de incumprimento.

Em síntese, esta investigação contribui para uma visão mais integrada do risco de crédito, articulando variáveis financeiras, fatores ESG e técnicas analíticas avançadas. Este enquadramento reforça a necessidade de abordagens teóricas mais abrangentes, capazes de refletir a crescente complexidade dos sistemas financeiros e das exigências regulatórias,

tal como perspetivado nas mais recentes revisões da literatura [**47**] e nas propostas de modelos de avaliação sustentável [**34**].

CAPÍTULO 7

Conclusões

Este capítulo apresenta as principais conclusões da investigação, sintetizando os resultados obtidos e respondendo às questões previamente formuladas. São igualmente discutidas as implicações práticas e teóricas do estudo, bem como as suas limitações e possíveis extensões futuras.

7.1. Principais contributos da investigação

A presente investigação analisou o contributo dos indicadores ESG na modelação do risco de crédito empresarial, combinando métodos de aprendizagem automática, técnicas de explicabilidade e enquadramento regulatório europeu. Os resultados permitem identificar contributos relevantes em várias dimensões.

Em primeiro lugar, ao nível empírico, demonstra-se que a integração de indicadores ESG contribui de forma consistente para a avaliação do risco de crédito. Embora o seu impacto seja de natureza incremental, observa-se uma melhoria sistemática do desempenho dos modelos quando estes são combinados com variáveis financeiras. Este resultado confirma que os fatores ESG acrescentam informação relevante, captando dimensões do risco que não são plenamente refletidas pelos indicadores tradicionais.

Em segundo lugar, ao nível metodológico, evidencia-se a superioridade dos modelos baseados em *ensemble learning*, nomeadamente *Random Forest*, *XGBoost* e *LightGBM*, na modelação do risco de crédito com dados híbridos. Estes modelos revelam maior robustez face à heterogeneidade, multicolinearidade e não linearidade dos dados. Paralelamente, a integração com técnicas de XAI, como SHAP e LIME, demonstra que é possível conciliar desempenho preditivo com interpretabilidade, reforçando a transparência e a fiabilidade das decisões.

Em terceiro lugar, ao nível analítico, identifica-se o pilar Social como o principal determinante do risco de crédito entre os fatores ESG, seguido pelo pilar de Governação, enquanto o pilar Ambiental apresenta um contributo mais limitado. Este resultado evidencia a heterogeneidade intrínseca dos fatores ESG e reforça a importância da sua análise desagregada, contrariando abordagens baseadas em indicadores agregados.

Em quarto lugar, ao nível prático e regulatório, demonstra-se que a incorporação de indicadores ESG pode contribuir para processos de decisão de crédito mais informados, transparentes e alinhados com o enquadramento europeu, nomeadamente no âmbito do *AI Act*, das orientações da EBA e das iniciativas de finanças sustentáveis. A utilização de modelos explicáveis assume particular relevância neste contexto, reforçando a auditabilidade e a confiança nas decisões automatizadas.

Por fim, a investigação contribui para aprofundar a compreensão dos desafios associados à integração de fatores ESG, nomeadamente ao nível da qualidade e disponibilidade dos dados, da heterogeneidade metodológica entre fornecedores de *ratings* e das exigências de explicabilidade impostas pelo contexto regulatório. Estes desafios constituem condicionantes relevantes à plena operacionalização dos fatores ESG na modelação do risco de crédito.

Em conjunto, estes contributos evidenciam que a integração de fatores ESG não constitui apenas um complemento metodológico, mas representa um avanço relevante na forma como o risco de crédito pode ser analisado e compreendido no contexto europeu.

Para além dos contributos identificados, importa destacar o posicionamento deste trabalho na literatura existente. Em particular, esta investigação contribui para clarificar o papel dos fatores ESG na modelação do risco de crédito, evidenciando empiricamente a sua natureza complementar, a relevância da desagregação por pilares e a importância da explicabilidade na utilização de modelos avançados em contexto regulado.

Deste modo, o trabalho não se limita a confirmar evidência existente, mas integra e articula dimensões como o desempenho preditivo, a explicabilidade e o enquadramento regulatório num quadro analítico coerente, contribuindo para atenuar lacunas identificadas na literatura, sobretudo no contexto europeu.

7.2. Resposta às questões de investigação

A presente investigação teve como objetivo central avaliar o contributo dos indicadores ESG para a modelação do risco de crédito, particularmente quando considerados em conjunto com variáveis financeiras tradicionais. Neste contexto, foram também definidos objetivos específicos relacionados com a análise da relevância dos diferentes pilares ESG, a avaliação do desempenho de modelos híbridos e a importância da explicabilidade em contexto regulado.

Os resultados obtidos permitem responder de forma clara à **QP1**, no contexto específico dos dados analisados: os indicadores ESG acrescentam valor à avaliação do risco de crédito, reforçando o poder explicativo dos modelos quando integrados em abordagens híbridas. No entanto, este contributo é de natureza complementar e não substitutiva, mantendo-se as variáveis financeiras como determinantes centrais na explicação do risco.

Importa, contudo, salientar que este contributo não é uniforme entre todas as configurações. Em particular, na Exp. 9 (CTAB-GAN), observa-se uma redução da relevância dos indicadores ESG, consistente com a diminuição das importâncias SHAP, sugerindo que a utilização de dados sintéticos pode alterar as relações entre variáveis e atenuar o sinal informacional associado aos fatores ESG.

Relativamente à **QE1**, os resultados evidenciam que o pilar Social apresenta a maior relevância explicativa, seguido pelo pilar de Governação, enquanto o pilar Ambiental assume um contributo mais limitado. Este padrão revela-se consistente entre diferentes modelos e configurações, confirmando a robustez da evidência empírica.

No que respeita à **QE2**, a utilização de técnicas de XAI demonstra ser essencial para compreender o funcionamento dos modelos, permitindo identificar o contributo individual das variáveis e reforçar a auditabilidade das decisões. Este aspeto assume particular relevância no contexto regulatório europeu, onde a transparência e a explicabilidade constituem requisitos fundamentais.

Relativamente à **QE3**, a investigação confirma a existência de desafios relevantes associados à integração dos fatores ESG, nomeadamente ao nível da qualidade e comparabilidade dos dados, da heterogeneidade metodológica e da necessidade de conciliar desempenho preditivo com requisitos de interpretabilidade.

Adicionalmente, os resultados evidenciam que as observações classificadas como *outliers* apresentam, em média, maior facilidade de classificação do que as observações típicas, sugerindo que comportamentos extremos tendem a ser mais facilmente identificáveis pelos modelos.

Em síntese, as questões de investigação são respondidas de forma consistente: os indicadores ESG contribuem positivamente para a modelação do risco de crédito, mas o seu impacto é incremental e depende da sua integração com variáveis financeiras, bem como das condições de qualidade dos dados e do enquadramento metodológico adotado.

7.3. Implicações práticas e regulatórias

Os resultados obtidos evidenciam que a integração de indicadores ESG constitui uma abordagem relevante para a prática bancária, permitindo uma avaliação mais abrangente e informada do risco de crédito.

Do ponto de vista operacional, a evidência empírica demonstra que a utilização de modelos baseados em *ensemble learning*, combinados com indicadores ESG, permite melhorar o desempenho preditivo mantendo elevados níveis de robustez. Esta abordagem é particularmente adequada em contextos caracterizados por elevada heterogeneidade dos dados e pela presença de relações não lineares entre variáveis.

Adicionalmente, a incorporação de técnicas de explicabilidade (XAI), como SHAP e LIME, revela-se essencial para aumentar a transparência e a auditabilidade dos modelos, permitindo identificar o contributo das variáveis e reforçar a confiança nas decisões automatizadas. Este aspeto assume particular importância na validação interna dos modelos e na sua implementação em contexto operacional.

Os resultados evidenciam ainda a relevância da definição de estratégias de decisão alinhadas com a prática bancária, nomeadamente através da consideração de custos assimétricos e da introdução de mecanismos de supervisão humana. A utilização de zonas de incerteza e a análise manual de casos intermédios contribuem para reduzir o risco de decisões inadequadas e aumentar a robustez do processo de concessão de crédito.

No plano regulatório, a integração de indicadores ESG encontra-se alinhada com as orientações europeias em matéria de sustentabilidade e gestão do risco, nomeadamente no âmbito do SREP, da CSRD, da SFDR e do *AI Act*. A adoção de modelos explicáveis e

devidamente validados contribui para assegurar o cumprimento dos princípios de transparência, responsabilidade e *trustworthy AI*, facilitando a auditoria e a supervisão pelas autoridades competentes.

Em síntese, os resultados demonstram que a incorporação estruturada de indicadores ESG, aliada a modelos avançados e técnicas de explicabilidade, constitui uma abordagem viável para melhorar a qualidade das decisões de crédito, reforçando simultaneamente a transparência, a robustez e o alinhamento regulatório dos sistemas de avaliação de risco.

7.4. Limitações do estudo e sugestões para investigação futura

Apesar da robustez metodológica e da consistência dos resultados obtidos, a presente investigação apresenta um conjunto de limitações que devem ser consideradas na interpretação das conclusões. Estas limitações decorrem de constrangimentos de natureza empírica, metodológica e institucional, constituindo simultaneamente oportunidades relevantes para investigação futura.

Em primeiro lugar, a análise incide sobre um período temporal relativamente curto (2022–2024), o que limita a capacidade de captar os efeitos de longo prazo associados aos fatores ESG. Conforme evidenciado na literatura, estes fatores tendem a influenciar o risco de crédito de forma gradual, nomeadamente através de riscos de transição, alterações regulatórias e ajustamentos estratégicos das empresas. Assim, os resultados refletem predominantemente impactos de curto prazo, podendo subestimar dinâmicas estruturais mais persistentes.

Em segundo lugar, a utilização de dados provenientes de uma única instituição financeira pode limitar a generalização dos resultados a outros contextos geográficos, institucionais ou setores de atividade. A diversidade de práticas bancárias e de estruturas de mercado sugere que a extrapolação dos resultados deve ser efetuada com prudência.

Adicionalmente, a qualidade, disponibilidade e consistência dos dados ESG constituem uma limitação estrutural central. A ausência de padronização entre fornecedores, a heterogeneidade metodológica e a reduzida cobertura de empresas de menor dimensão introduzem potenciais enviesamentos e reduzem a comparabilidade das variáveis. Este fenómeno, frequentemente designado por *aggregate confusion*, pode afetar a robustez das inferências e dificultar a interpretação dos resultados.

A par destes constrangimentos, a ausência de variáveis macroeconómicas representa igualmente uma limitação relevante. Fatores como ciclos económicos, condições de crédito e choques externos podem influenciar simultaneamente o risco de crédito e o desempenho ESG, com impacto direto na robustez das estimativas.

A utilização de *scores* agregados e de *proxies* em determinadas variáveis pode igualmente implicar perda de granularidade e de informação relevante. Este aspeto assume particular importância face à evidência empírica obtida, que demonstra a relevância da desagregação por pilares, sugerindo que abordagens agregadas podem ocultar relações diferenciadas entre sustentabilidade e risco de crédito.

Do ponto de vista metodológico, a investigação adota uma abordagem predominantemente preditiva, baseada em modelos supervisionados, privilegiando o desempenho estatístico e a capacidade de classificação. Consequentemente, não são exploradas relações de causalidade entre os fatores ESG e o risco de crédito, mantendo-se a distinção entre correlação e causalidade como uma limitação relevante.

Importa ainda referir que, embora tenham sido utilizadas técnicas de explicabilidade (XAI), como SHAP e LIME, estas apresentam limitações conhecidas, nomeadamente na estabilidade das explicações locais e na capacidade de captar interações complexas entre variáveis. Este aspeto assume particular relevância no contexto regulatório europeu, onde a exigência de transparência e interpretabilidade tem vindo a intensificar-se, designadamente no âmbito do *AI Act*.

Por fim, os resultados encontram-se condicionados pelas opções metodológicas adotadas, incluindo a definição da variável dependente, as estratégias de equilíbrio e a seleção dos modelos. Embora tenham sido realizados testes de robustez, estes elementos podem influenciar os resultados.

Não obstante estas limitações, a investigação abre um conjunto alargado de oportunidades para trabalhos futuros.

Em primeiro lugar, a extensão da análise a períodos temporais mais longos permitirá captar de forma mais adequada os efeitos dinâmicos e estruturais dos fatores ESG, incluindo riscos de transição e impactos regulatórios de longo prazo. Em segundo lugar, o recurso a metodologias de inferência causal poderá clarificar a natureza causal das relações entre desempenho ESG e risco de crédito, superando as limitações das abordagens preditivas, que se restringem à identificação de padrões associativos.

Adicionalmente, a replicação do estudo em diferentes contextos geográficos e setores de atividade permitirá avaliar a robustez externa dos resultados e identificar possíveis especificidades institucionais. Por fim, investigações futuras poderão explorar metodologias mais avançadas, incluindo modelos híbridos, que integram métodos estatísticos tradicionais com técnicas de *machine learning*, permitindo simultaneamente interpretabilidade e capacidade preditiva, bem como técnicas de aprendizagem profunda e melhorias na qualidade, granularidade e harmonização dos dados ESG.

De forma mais ampla, os resultados obtidos levantam questões relevantes sobre a evolução futura da modelação do risco de crédito, nomeadamente quanto ao papel crescente de variáveis não financeiras e à necessidade de redefinir os modelos tradicionais à luz de novos requisitos regulatórios e de sustentabilidade. Neste sentido, a integração de fatores ESG poderá implicar uma reconfiguração conceptual do próprio risco de crédito, exigindo abordagens mais holísticas e interdisciplinares, que permitam uma análise integrada de fatores financeiros e não financeiros, captando as interações entre dimensões económicas, ambientais, sociais e de governação.

Em síntese, as limitações identificadas não comprometem a validade dos resultados, mas reforçam a importância de interpretar as conclusões no contexto específico da análise e evidenciam o potencial de evolução desta linha de investigação.

7.5. Considerações finais

A crescente integração dos fatores ESG reflete uma transformação estrutural no sistema financeiro, em que sustentabilidade e gestão do risco assumem uma relação cada vez mais interdependente.

Os resultados desta investigação demonstram que a incorporação de indicadores ESG nos modelos de risco de crédito constitui uma abordagem não só tecnicamente viável, mas também economicamente relevante, permitindo enriquecer a avaliação do risco e alinhar os processos de decisão com as exigências regulatórias emergentes, nomeadamente o aprofundamento do relato exigido pela CSRD e os imperativos de transparência algorítmica do *AI Act*.

Embora o contributo dos fatores ESG seja de natureza incremental, a sua integração em modelos híbridos e explicáveis representa um avanço significativo no desenvolvimento de sistemas de avaliação de risco mais completos, transparentes e orientados para o longo prazo. Em particular, a evidência empírica de que o pilar Social assume um papel preponderante na determinação do risco demonstra a importância da desagregação destas métricas, provando que abordagens granulares mitigam a perda de informação associada à dependência exclusiva de *scores* globais.

Neste contexto, a articulação entre variáveis financeiras e não financeiras, suportada por técnicas avançadas de aprendizagem automática e explicabilidade, emerge como um elemento central para o reforço da resiliência, da transparência e da sustentabilidade do sistema financeiro europeu. A aplicação de técnicas de XAI atesta que é possível ultrapassar o problema da "caixa negra", assegurando o equilíbrio exigido entre o elevado poder preditivo do *Machine Learning* e a auditabilidade local das decisões de crédito.

Em última análise, a integração de fatores ESG na modelação do risco de crédito não constitui apenas uma evolução metodológica, mas representa uma mudança estrutural na forma como o risco é compreendido, medido e gerido, assumindo um papel estratégico na evolução dos modelos de risco e na promoção da sustentabilidade do sistema financeiro.

Bibliografia

[1] Vahid Aghaei, Reza Seiedkhani, Rahmatollah Mohammadipour, Sadegh Feizollahi, and Mojtaba Moradpour. Identifying ESG Indicators in the Context of Bank Customer Credit Assessment. *Business, Marketing, and Finance Open*, 1(6):99–113, 2024.

[2] Arianna Agosto, Paola Cerchiello, and Paolo Giudici. Bayesian learning models to measure the relative impact of ESG factors on credit ratings. *International Journal of Data Science and Analytics*, 20(2):357–368, August 2025.

[3] Bogdan Ionut Anghel and Radu Lupu. Understanding Regulatory Changes: Deep Learning in Sustainable Finance and Banking. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(7):295, July 2024.

[4] Panagiotis Asimakopoulos, Stylianos Asimakopoulos, and Xinyu Li. The role of environmental, social, and governance rating on corporate debt structure. *Journal of Corporate Finance*, 83:102488, December 2023.

[5] Jérémi Assael, Laurent Carlier, and Damien Challet. Dissecting the explanatory power of ESG features on equity returns by sector, capitalization, and year with interpretable machine learning, 2022. Version Number: 5.

[6] European Banking Authority. EBA Report on Management and Supervision of ESG Risks for Credit Institutions and Investment Firms. EBA/REP/2021/18, European Banking Authority, Paris, June 2021.

[7] Dharshan Balasirishwaron, Georges Duponcheele, and William Robert Maurice Perraudin. ESG and Credit Rating Correlations, 2025.

[8] Giovanni Baldissarro, Maria Elena Bruni, Gianpaolo Iazzolino, Donato Morea, and Stefania Veltri. Does It Pay Off to Integrate ESG Performance into Bank Investment Portfolio Selection? Empirical Evidence in the European Energy Sector. *Sustainability*, 16(23):10766, January 2024.

[9] European Central Bank. ECB Annual Report 2024. Technical report, European Central Bank, Frankfurt am Main, 2025.

[10] Florian Barth, Benjamin Hübel, and Hendrik Scholz. ESG and corporate credit spreads. *The Journal of Risk Finance*, 23(2):169–190, March 2022.

[11] Francesca Bell and Gary Van Vuuren. The impact of climate risk on corporate credit risk. *Cogent Economics & Finance*, 10(1):2148362, December 2022.

[12] Florian Berg, Julian F Kölbel, and Roberto Rigobon. Aggregate Confusion: The Divergence of ESG Ratings. *Review of Finance*, 26(6):1315–1344, November 2022.

[13] Giuliana Birindelli, Anita Quas, Michela Rancan, and Daniela Vandone. How important are ESG ratings for financial institutions? Evidence from corporate leverage ratios across Europe. *International Review of Economics & Finance*, 102:104398, September 2025.

[14] Dr Madhavi Bolla, Dr Masarat Jahan, Dr Niyati Chaudhary, Dr Mayank Kumar, Rushi Anandan Karichalil, and Mohd Zaki Awang Chek. The Impact of ESG Performance on Corporate Financial Returns: A Global Perspective. *International Journal of Environmental Sciences*, 11(12s):228–237, June 2025.

[15] Laura Bonacorsi, Vittoria Cerasi, Paola Galfrascoli, and Matteo Manera. ESG Factors and Firms' Credit Risk. *Journal of Climate Finance*, 6:100032, March 2024.

[16] Vadim Borisov, Tobias Leemann, Kathrin Seßler, Johannes Haug, Martin Pawelczyk, and Gjergji Kasneci. Deep Neural Networks and Tabular Data: A Survey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 35(6):7499–7519, June 2024.

[17] Michelangelo Bruno and Valentina Lagasio. An Overview of the European Policies on ESG in the Banking Sector. *Sustainability*, 13(22):12641, November 2021.

[18] Alesya Bukreeva and Sergei Grishunin. ESG Risks and Their Impact on the Creditworthiness of Companies. *Procedia Computer Science*, 242:766–772, 2024.

[19] Danny Busch. EU Sustainable Finance Disclosure Regulation. *Capital Markets Law Journal*, 18(3):303–328, August 2023.

[20] Niklas Bussmann, Paolo Giudici, Dimitri Marinelli, and Jochen Papenbrock. Explainable Machine Learning in Credit Risk Management. *Computational Economics*, 57(1):203–216, January 2021.

[21] Michael Bücker, Gero Szepannek, Alicja Gosiewska, and Przemyslaw Biecek. Transparency, auditability, and explainability of machine learning models in credit scoring. *Journal of the Operational Research Society*, 73(1):70–90, January 2022.

[22] Sheng-Li Chen, Dan-ni Wang, and Hao-Wei Chen. The impact of ESG factors on credit ratings: An empirical study of European banks. *International Review of Economics & Finance*, 99:104056, April 2025.

[23] Laura Chiaramonte, Alberto Dreassi, Claudia Girardone, and Stefano Piserà. Do ESG strategies enhance bank stability during financial turmoil? Evidence from Europe. *The European Journal of Finance*, 28(12):1173–1211, August 2022.

[24] Patrycja Chodnicka-Jaworska. ESG as a Measure of Credit Ratings. *Risks*, 9(12):226, December 2021.

[25] Petter Eilif De Lange, Borger Melsom, Christian Bakke Vennerød, and Sjur Westgaard. Explainable AI for Credit Assessment in Banks. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(12):556, November 2022.

[26] Nicola Del Sarto. Corporate Governance and ESG Controversies: Navigating Risk-Taking in Banks. *Business Strategy and the Environment*, 34(4):4541–4560, 2025.

[27] Anna Rita Dipierro, Fernando Jimenéz Barrionuevo, and Pierluigi Toma. Predicting ESG Controversies in Banks Using Machine Learning Techniques. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 32(3):3525–3544, May 2025.

[28] Veronica Distefano, Vincenzo Gentile, Paolo Antonio Cucurachi, and Sandra De Iaco. Sustainable Finance Disclosure Versus Performance: A Clustering Approach. *Business Strategy and the Environment*, 34(6):7837–7850, 2025.

[29] Murat Doğan, Muhammed Aslam Chelery Komath, and Özlem Sayilir. Credit rating prediction with ESG data using data mining methods. *Future Business Journal*, 11(1):79, April 2025.

[30] Parlamento Europeu e Conselho da União Europeia. Regulamento (UE) 2024/1689 do Parlamento Europeu e do Conselho, de 13 de junho de 2024, que cria regras harmonizadas em matéria de inteligência artificial e que altera os Regulamentos (CE) n.º 300/2008, (UE) n.º 167/2013, (UE) n.º 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 e (UE) 2019/2144 e as Diretivas 2014/90/UE, (UE) 2016/797 e (UE) 2020/1828 (Regulamento da Inteligência Artificial), 2024.

[31] European Banking Authority (EBA). Regulamento de Execução (UE) 2022/2453 da Comissão, de 30 de novembro de 2022, que altera as normas técnicas de execução estabelecidas no Regulamento de Execução (UE) 2021/637 no que respeita à divulgação dos riscos ambientais, sociais e de governação, November 2022.

[32] Ahmed A. Elamer and Mounia Boulhaga. ESG controversies and corporate performance: The moderating effect of governance mechanisms and ESG practices. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 31(4):3312–3327, July 2024.

[33] Carmen Gallucci, Rosalia Santulli, and Riccardo Tipaldi. ESG Disclosure and Access to Credit: A Configurational Analysis of European Listed Firms. *Business Strategy and the Environment*, 34(5):5838–5856, July 2025.

[34] Paolo Giudici and Lunshuai Wu. Sustainable artificial intelligence in finance: impact of ESG factors. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8:1566197, March 2025.

[35] Branka Hadji Misheva, Ali Hirsa, Joerg Osterrieder, Onkar Kulkarni, and Stephen Fung Lin. Explainable AI in Credit Risk Management. *SSRN Electronic Journal*, 2021.

[36] Katrin Hummel and Dominik Jobst. An Overview of Corporate Sustainability Reporting Legislation in the European Union. *Accounting in Europe*, 21(3):320–355, September 2024.

[37] Andre Höck, Tobias Bauckloh, Maurice Dumrose, and Christian Klein. ESG criteria and the credit risk of corporate bond portfolios. *Journal of Asset Management*, 24(7):572–580, December 2023.

[38] Gianpaolo Iazzolino, Maria Elena Bruni, Stefania Veltri, Donato Morea, and Giovanni Baldissarro. The impact of ESG factors on financial efficiency: An empirical analysis for the selection of sustainable firm portfolios. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 30(4):1917–1927, July 2023.

[39] Ga-Young Jang, Hyoung-Goo Kang, Ju-Yeong Lee, and Kyounghun Bae. ESG Scores and the Credit Market. *Sustainability*, 12(8):3456, April 2020.

[40] Jiaze Liu and Jifei Xie. The Effect of ESG Performance on Bank Liquidity Risk. *Sustainability*, 16(12):4927, June 2024.

[41] Suyi Liu, Justin Jin, and Khalid Nainar. Does ESG performance reduce banks' nonperforming loans? *Finance Research Letters*, 55:103859, July 2023.

[42] Rohit Mendiratta, Hitendra D. Varsani, and Guido Giese. How ESG Affected Corporate Credit Risk and Performance. *The Journal of Impact and ESG Investing*, 2(2):101–116, November 2021.

[43] Sami Mestiri. Credit scoring using machine learning and deep Learning-Based models. *Data Science in Finance and Economics*, 4:236–248, January 2024.

[44] Christoph Molnar. Interpretable Machine Learning, 2019.

[45] Pina Murè, Saverio Giorgio, Valeria Antonelli, and Antonino Crisafulli. "ESG score" vs. "ESG rating": a conceptual model for the sustainability assessment and self-assessment of European SMEs. *Frontiers in Environmental Economics*, 3, October 2024.

[46] M. K. Nallakaruppan, Himakshi Chaturvedi, Veena Grover, Balamurugan Balusamy, Praveen Jaraut, Jitendra Bahadur, V. P. Meena, and Ibrahim A. Hameed. Credit Risk Assessment and Financial Decision Support Using Explainable Artificial Intelligence. *Risks*, 12(10):164, October 2024.

[47] Thuy Anh Nguyen. Bibliometric Analysis and Systematic Literature Review of Environmental, Social, and Governance Risk. *Business Strategy & Development*, 8(3):e70163, 2025. _eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/bsd2.70163.

[48] European Parliament and Council of the European Union. Regulation (EU) 2019/2088 of the European Parliament and of the Council of 27 November 2019 on sustainability-related disclosures in the financial services sector, 2019.

[49] European Parliament and Council of the European Union. Regulation (EU) 2020/852 on the establishment of a framework to facilitate sustainable investment, and amending Regulation (EU) 2019/2088, June 2020.

[50] European Parliament and Council of the European Union. Directive (EU) 2022/2464 amending Directive 2013/34/EU, as regards corporate sustainability reporting, December 2022.

[51] Mónica Oliver Yébenes. Climate change, ESG criteria and recent regulation: challenges and opportunities. *Eurasian Economic Review*, 14(1):87–120, March 2024.

[52] Pablo de Olavide University, Seville, Spain, Reyes Samaniego-Medina, Pilar Giraldez-Puig, and Pablo de Olavide University, Seville, Spain. Do Sustainability Risks Affect Credit Ratings? Evidence from European Banks. *www.amfiteatrueconomic.ro*, 24(61):720, August 2022.

[53] Matthew J. Page, Joanne E. McKenzie, Patrick M. Bossuyt, Isabelle Boutron, Tammy C. Hoffmann, Cynthia D. Mulrow, Larissa Shamseer, Jennifer M. Tetzlaff, Elie A. Akl, Sue E. Brennan, Roger Chou, Julie Glanville, Jeremy M. Grimshaw, Asbjørn Hróbjartsson, Manoj M. Lalu, Tianjing Li, Elizabeth W. Loder, Evan Mayo-Wilson, Steve McDonald, Luke A. McGuinness, Lesley A. Stewart, James Thomas, Andrea C. Tricco, Vivian A. Welch, Penny Whiting, and David Moher. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372:n71, March 2021.

[54] Egidio Palmieri, Greta Benedetta Ferilli, Yener Altunbas, Valeria Stefanelli, and Enrico Fioravante Geretto. Business model and ESG pillars: The impacts on banking default risk. *International Review of Financial Analysis*, 91:102978, January 2024.

[55] Jan Porenta and Vasja Rant. ESG relevance in credit risk of development banks. *Research in International Business and Finance*, 76:102831, April 2025.

[56] Vasily Pozdyshev, Alexey Lobanov, and Kirill Ilinsky. Incorporating physical climate risks into banks' credit risk models. *BIS Working Papers*, June 2025.

[57] Andrés Alonso Robisco and José Manuel Carbó Martínez. Measuring the model risk-adjusted performance of machine learning algorithms in credit default prediction. *ResearchGate*, August 2025.

[58] Sarder Abdulla Al Shiam, Md Mahdi Hasan, Md Jubair Pantho, Sarmin Akter Shochona, Md Boktiar Nayeem, M Tazwar Hossain Choudhury, and Tuan Ngoc Nguyen. Credit Risk Prediction Using Explainable AI. *Journal of Business and Management Studies*, 6(2):61–66, March 2024.

[59] Mark Saunders, Philip Lewis, and Adrian Thornhill. *Research methods for business students*. Financial Times Prentice Hall, Harlow, 4. ed edition, 2007.

[60] Xi Shi, Dingfen Tang, and Yike Yu. Credit Scoring Prediction Using Deep Learning Models in the Financial Sector. *IEEE Access*, PP:1–1, January 2025.

[61] Agnieszka Smoleńska and Jens Van 'T Klooster. A Risky Bet: Climate Change and the EU's Microprudential Framework for Banks. *Journal of Financial Regulation*, 8(1):51–74, April 2022.

[62] Dominic Strube, Christian Daase, and Jennifer Schietzel-Kalkbrenner. Applications of Artificial Intelligence in Sustainability Assessment and Risk Management in European Banking:. In *Proceedings of the 6th International Conference on Finance, Economics, Management and IT Business*, pages 25–32, Angers, France, 2024. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.

[63] Francesco Visalli, Antonio Patrizio, Antonio Lanza, Prospero Papaleo, Anupam Nautiyal, Mariella Pupo, Umberto Scilinguo, Ermelinda Oro, and Massimo Ruffolo. ESG Data Collection with Adaptive AI:. In *Proceedings of the 25th International Conference on Enterprise Information Systems*, pages 468–475, Prague, Czech Republic, 2023. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.

[64] Dimitrios Vortelinos, Angeliki N. Menegaki, and Spyros Alexiou. The Relationship between Credit Rating and Environmental, Social, and Governance Score in Banking. *Economies*, 12(6):152, June 2024.

[65] Rüdiger Wirth and Jochen Hipp. CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining. *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining (PADD '00)*, 2000.

[66] Luca Zanin. Estimating the effects of ESG scores on corporate credit ratings using multivariate ordinal logit regression. *Empirical Economics*, 62(6):3087–3118, June 2022.

APÊNDICE A

Declaração de Utilização de Inteligência Artifical

No âmbito da presente dissertação, foram utilizadas ferramentas de Inteligência Artificial (IA), exclusivamente, como instrumentos de apoio, em conformidade com o *Guia para uma Utilização Responsável da Inteligência Artificial em Trabalhos Académicos* do ISCTE.

As ferramentas utilizadas, bem como a respetiva finalidade, foram as seguintes:

- **Microsoft Copilot (baseado em modelos GPT da OpenAI)**: utilizado para apoio na revisão gramatical e linguística, melhoria da clareza e qualidade da escrita académica, incluindo sugestões de reformulação textual, organização de ideias e esclarecimento pontual de conceitos teóricos;
- **Claude AI (modelo Sonnet 4.6)**: utilizado como suporte ao desenvolvimento de código no contexto das experiências realizadas, incluindo esclarecimento de dúvidas e apoio à estruturação dos procedimentos computacionais, bem como apoio na elaboração de código em LaTeX para a construção de gráficos e tabelas;
- **Consensus App**: utilizado como ferramenta de apoio à pesquisa científica, nomeadamente na identificação de literatura relevante, sendo a sua utilização já descrita na secção correspondente à revisão sistemática da literatura, onde é enquadrado como instrumento de apoio à identificação de fontes.

Todo o conteúdo incluído na dissertação, incluindo texto, análise de resultados, interpretação e conclusões, foi desenvolvido, revisto e validado pela autora, que assume total responsabilidade pela sua exatidão, rigor científico e integridade académica.

Adicionalmente, declara-se que:

- Nenhum dado empírico foi fabricado, alterado ou gerado com recurso a ferramentas de IA;
- Não foram introduzidos dados pessoais, sensíveis ou confidenciais em ferramentas de IA;
- Todas as referências bibliográficas foram verificadas manualmente.

A utilização de ferramentas de Inteligência Artificial foi realizada de forma transparente, crítica e responsável, respeitando os princípios de integridade, honestidade e rigor científico definidos pelo ISCTE.

A.1. Formulário de Uso de Ferramentas de Inteligência Artificial

A.1.1. Declaração e Transparência

☐ Não foram utilizadas ferramentas de IA no manuscrito.

☒ Foram utilizadas ferramentas de IA no manuscrito e:

☒ Declarei explicitamente o uso de ferramentas de IA no manuscrito.
☒ Indiquei o nome da ferramenta e, sempre que possível, a versão.
☒ Descrevi claramente para que finalidade a IA foi utilizada.

A.1.2. Autoria e Responsabilidade

☒ Assumo responsabilidade integral pelo texto, dados, análises, interpretações e referências.

A.1.3. Uso de IA na Redação e no Conteúdo Científico

☒ A IA não foi utilizada para fabricar dados, resultados empíricos ou conclusões.
☒ Qualquer texto gerado ou reformulado com apoio de IA foi criticamente revisto por mim.
☒ Todas as referências bibliográficas e citações foram verificadas manualmente.

A.1.4. IA como Parte do Método

☐ O uso de IA como parte do método foi justificado do ponto de vista científico.
☐ Os procedimentos foram descritos de forma clara e transparente.
☐ Foram explicitados limites, enviesamentos potenciais e decisões interpretativas humanas.

A.1.5. Investigação Qualitativa, Entrevistas e Etnografia

☒ A IA não teve acesso a transcrições integrais de entrevistas, notas de campo ou materiais sensíveis.
☒ A IA não foi utilizada para gerar discurso ou dados empíricos simulados.

A.1.6. Proteção de Dados e Ética

☒ Nenhum dado pessoal, sensível ou identificável foi introduzido em ferramentas de IA.
☒ O uso de IA é compatível com as normas éticas e legislação de proteção de dados.

APÊNDICE B

Lista de documentos incluídos na *Systematic Literature Review* (SLR)

B.1. Artigos científicos

Tabela B.1. Artigos científicos incluídos na SLR.

Referência	Ano	Título
[1]	2024	Identifying ESG Indicators in the Context of Bank Customer Credit Assessment
[2]	2025	Bayesian learning models to measure the relative impact of ESG factors on credit ratings
[3]	2024	Understanding Regulatory Changes: Deep Learning in Sustainable Finance and Banking
[4]	2023	The role of environmental, social, and governance rating on corporate debt structure
[5]	2022	Dissecting the explanatory power of ESG features on equity returns by sector, capitalization, and year with interpretable machine learning
[7]	2025	ESG and Credit Rating Correlations
[8]	2024	Does It Pay Off to Integrate ESG Performance into Bank Investment Portfolio Selection? Empirical Evidence in the European Energy Sector
[10]	2022	ESG and corporate credit spreads
[11]	2022	The impact of climate risk on corporate credit risk
[12]	2022	Aggregate Confusion: The Divergence of ESG Ratings
[13]	2025	How important are ESG ratings for financial institutions? Evidence from corporate leverage ratios across Europe
[14]	2025	The Impact of ESG Performance on Corporate Financial Returns: A Global Perspective
[15]	2024	ESG Factors and Firms' Credit Risk
[16]	2024	Deep Neural Networks and Tabular Data: A Survey
[17]	2021	An Overview of the European Policies on ESG in the Banking Sector
[18]	2024	ESG Risks and Their Impact on the Creditworthiness of Companies
[19]	2023	EU Sustainable Finance Disclosure Regulation
[20]	2021	Explainable Machine Learning in Credit Risk Management

Continuação da Tabela B.1.

Referência	Ano	Título
[21]	2022	Transparency, auditability, and explainability of machine learning models in credit scoring
[22]	2025	The impact of ESG factors on credit ratings: An empirical study of European banks
[23]	2022	Do ESG strategies enhance bank stability during financial turmoil? Evidence from Europe
[24]	2021	ESG as a Measure of Credit Ratings
[25]	2022	Explainable AI for Credit Assessment in Banks
[26]	2025	Corporate Governance and ESG Controversies: Navigating Risk-Taking in Banks
[27]	2025	Predicting ESG Controversies in Banks Using Machine Learning Techniques
[28]	2025	Sustainable Finance Disclosure Versus Performance: A Clustering Approach
[29]	2025	Credit rating prediction with ESG data using data mining methods
[32]	2024	ESG controversies and corporate performance: The moderating effect of governance mechanisms and ESG practices
[33]	2025	ESG Disclosure and Access to Credit: A Configurational Analysis of European Listed Firms
[34]	2025	Sustainable artificial intelligence in finance: impact of ESG factors
[35]	2021	Explainable AI in Credit Risk Management
[36]	2024	An Overview of Corporate Sustainability Reporting Legislation in the European Union
[37]	2023	ESG criteria and the credit risk of corporate bond portfolios
[38]	2023	The impact of ESG factors on financial efficiency
[39]	2020	ESG Scores and the Credit Market
[40]	2024	The Effect of ESG Performance on Bank Liquidity Risk
[41]	2023	Does ESG performance reduce banks' nonperforming loans?
[42]	2021	How ESG Affected Corporate Credit Risk and Performance
[43]	2024	Credit scoring using machine learning and deep learning-based models
[45]	2024	ESG score vs ESG rating: a conceptual model for the sustainability assessment of SMEs

Continuação da Tabela B.1.

Referência	Ano	Título
[46]	2024	Credit Risk Assessment and Financial Decision Support Using Explainable Artificial Intelligence
[47]	2025	Bibliometric Analysis and Systematic Literature Review of ESG Risk
[51]	2024	Climate change, ESG criteria and recent regulation
[52]	2022	Do Sustainability Risks Affect Credit Ratings? Evidence from European Banks
[54]	2024	Business model and ESG pillars: The impacts on banking default risk
[55]	2025	ESG relevance in credit risk of development banks
[56]	2025	Incorporating physical climate risks into banks' credit risk models
[57]	2025	Measuring the model risk-adjusted performance of machine learning algorithms in credit default prediction
[58]	2024	Credit Risk Prediction Using Explainable AI
[60]	2025	Credit Scoring Prediction Using Deep Learning Models in the Financial Sector
[62]	2024	Applications of Artificial Intelligence in Sustainability Assessment and Risk Management in European Banking
[63]	2023	ESG Data Collection with Adaptive AI
[64]	2024	The Relationship between Credit Rating and ESG Score in Banking
[66]	2022	Estimating the effects of ESG scores on corporate credit ratings

B.2. Referências metodológicas

Tabela B.2. Referências metodológicas incluídas na SLR.

Referência	Ano	Título
[44]	2019	Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable
[53]	2021	The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews
[59]	2007	Research Methods for Business Students
[65]	2000	CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining

B.3. Relatórios institucionais

Tabela B.3. Relatórios institucionais incluídos na SLR.

Referência	Ano	Título
[6]	2021	EBA Report on Management and Supervision of ESG Risks
[9]	2025	ECB Annual Report 2024

B.4. Regulamentação e legislação

Tabela B.4. Diplomas legais e regulamentação incluídos na SLR

Referência	Ano	Título
[30]	2024	Regulamento da Inteligência Artificial (AI Act)
[31]	2022	Regulamento de Execução (UE) 2022/2453 da Comissão
[48]	2019	Regulation (EU) 2019/2088 on sustainability disclosures
[49]	2020	Regulation (EU) 2020/852 establishing a framework to facilitate sustainable investment
[50]	2022	Directive (EU) 2022/2464 on corporate sustainability reporting
[61]	2022	Climate Change and the EU Microprudential Framework for Banks

APÊNDICE C

Descrição detalhada das experiências de modelação.

Tabela C.1. Descrição detalhada das experiências de modelação.

Exp.	*Target*	Equilíbrio	Seleção de variáveis	Otimização	Componentes
1	18 classes	*class_ weight*	–	–	Pré-processamento; análise inicial; remoção de nulos; distribuição do rating; estatísticas descritivas; correlação Spearman; modelos supervisionados; SHAP; LIME; clustering; ESG-Risk Quadrant
2	6 classes	*class_ weight*	–	–	Pré-processamento; análise inicial; target agrupado; modelos supervisionados; SHAP; LIME; clustering; ESG-Risk Quadrant
3	4 classes	*class_ weight*	–	–	Pré-processamento; análise inicial; target agrupado; modelos supervisionados; SHAP; LIME; clustering

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela C.1.

Exp.	*Target*	Equilíbrio	Seleção de variáveis	Otimização	Componentes
4	3 classes	*class_weight*	–	–	Pré-processamento; modelos supervisionados; interpretação (SHAP, LIME); clustering
5	3 classes	*class_weight*	–	–	Pré-processamento; divisão treino/-teste; modelos supervisionados; cenários ESG; SHAP; clustering
6	3 classes	*class_weight*	RFECV + Boruta	–	Seleção de variáveis; modelos supervisionados; SHAP; clustering
7	3 classes	*class_weight*	RFECV + Boruta	–	Engenharia de variáveis; métricas ordinais (Acc ±1, QWK); Brier Score; SHAP; LIME; clustering; análise por cluster e outliers
8	3 classes	SMOTE	RFECV + Boruta	–	SMOTE; análise de impacto no desempenho e calibração; SHAP; LIME; clustering
9	3 classes	CTAB-GAN	RFECV + Boruta	–	Geração de dados sintéticos; comparação com SMOTE; SHAP; LIME; clustering

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela C.1.

Exp.	*Target*	Equilíbrio	Seleção de variáveis	Otimização	Componentes
10	2 classes	*class_weight*	RFECV + Boruta	–	Target binário; modelos supervisionados; AUC-ROC; Brier Score; SHAP; LIME; clustering
11	2 classes	SMOTE	RFECV + Boruta	–	SMOTE; avaliação de impacto; AUC-ROC; Brier Score; SHAP; LIME; clustering
12	2 classes	*class_weight*	RFECV + Boruta	Optuna (TPE)	Otimização por Optuna; threshold tuning pós-treino; calibração isotónica
13	2 classes	SMOTE	RFECV + Boruta	Optuna (TPE)	SMOTE + Optuna; curvas ROC; threshold tuning; calibração isotónica
14	2 classes	*class_weight*	RFECV + Boruta	Optuna (TPE, NSGA-II), Scikit-optimize, RandomizedSearchCV	Comparação sistemática de 4 métodos de otimização; síntese do melhor método por modelo

Continua na página seguinte.

Continuação da Tabela C.1.

Exp.	*Target*	Equilíbrio	Seleção de variáveis	Otimização	Componentes
15	2 classes	SMOTE	RFECV + Boruta	Scikit-optimize + ponto utópico	Otimização multi-métrica; threshold tuning; calibração isotónica; SHAP; LIME; clustering
16	2 classes	SMOTE	RFECV + Boruta	Scikit-optimize + ponto utópico	Threshold tuning por 5 critérios; zona de incerteza; análise de custo bancário ($k \in \{1, 3, 5\}$); calibração isotónica; SHAP; LIME; clustering
17	2 classes	CTAB-GAN	RFECV + Boruta	Scikit-optimize + ponto utópico	CTAB-GAN; comparação direta com SMOTE (Exp. 15); threshold tuning; calibração isotónica; SHAP; LIME; clustering
18	2 classes	SMOTE	RFECV + Boruta	Scikit-optimize + ponto utópico	Zona de corte com 3 classes de decisão; análise do perfil da zona intermédia; threshold tuning; calibração isotónica; SHAP; LIME; clustering