

# CR-ONTO: Ontology-Based Reasoning for Credit Default Classification

Eduardo Menna da Silva\*  
eduardosilva8@edu.unisinos.br  
Universidade do Vale do Rio dos Sinos  
São Leopoldo, RS, Brasil

Jorge Luis Victória Barbosa  
jbarbosa@unisinos.br  
Universidade do Vale do Rio dos Sinos  
São Leopoldo, RS, Brasil

## Abstract

**Context:** Credit defaults are operations less explored by financial institutions compared to performing and non-performing loans. This is because recovering credit default is often ineffective and involves high collection costs. **Problem:** The literature presents studies that describe ontologies to represent knowledge about loans, but they do not address the conceptualization of default. Furthermore, the ontologies do not explore the possibility of recovering these credits in default condition. **Solution:** This article presents CR-Onto, an ontology designed for the classification of loans in general, with an emphasis on default. CR-Onto can represent the knowledge of the context involving the credit default and respond to questions suggesting whether a credit default can be settled. **SI Theory:** CR-Onto is the result of an interdisciplinary study that integrates concepts from finance, computing, and knowledge representation. By organizing data into an ontology, performing inferences, and executing queries, the data is transformed into information that can help credit advisors at a financial institution make better decisions. **Method:** The ontology has axioms and semantic rules used to provide queries and inferences about its instantiated base. The results were analyzed using a quantitative approach. **Summary of results:** A synthetic dataset based on a financial institution was constructed to simulate the lifecycle of 5 banking clients. This dataset populated 35 distinct instances of the CR-Onto ontology. This enabled the execution of DL Query to answer 6 competency questions. **Contributions and Impact in the IS area:** CR-Onto is capable of identifying which credit operations have a higher probability of being resolved. A specialist can utilize these classification results as part of an Information System within a decision support platform.

## Keywords

Credit recovery, credit default, ontology

## 1 Introdução

As instituições financeiras (IFs) são importantes agentes no desenvolvimento econômico e social [7]. De acordo com o Banco Central do Brasil [3], as atividades de empréstimo e financiamento envolvem credores e devedores. Uma operação de crédito estabelece uma relação de confiança entre as partes. O credor, no momento da cessão financeira, confia que o devedor devolverá o montante.

No contexto financeiro, a confiança pode ser medida através do risco de crédito de uma operação [15]. Na prática, antes de conceder um empréstimo, o credor avalia os riscos envolvidos na liberação de um montante. Essa avaliação ocorre de várias maneiras, podendo ser manual, através de conversa, entrevista, coleta de informações e, em alguns casos, até de visitas ao local de residência do devedor [14].

A avaliação também pode ser automatizada, utilizando algoritmos de classificação de risco [10][27].

A classificação de risco é uma informação fundamental para a oferta de crédito no mercado. A variação na classificação de risco de um tomador é diretamente proporcional aos juros que serão aplicados à operação de crédito. Segundo Beytollahi e Zeinali [5], risco de crédito significa a probabilidade de uma perda decorrente da falha do tomador em pagar uma dívida e, subsequentemente, o credor pode não receber o principal ou os juros. Se houver probabilidade, mesmo que pequena, o credor precisa manter parte do montante emprestado reservado para cobrir a falha. De acordo com Sigidov et al. [24], essa reserva é conhecida como provisão. A provisão existe para que as IFs se protejam de possíveis contratempos, ou seja, possam cobrir desembolsos decorrentes da inadimplência da operação ou, até mesmo, perdas. Segundo Singh et al. [25], maior inadimplência significa maior necessidade de provisão.

O empréstimo inadimplente ocorre quando o tomador não paga seus compromissos dentro do período acordado. Por exemplo, o atraso no pagamento de uma fatura de cartão de crédito coloca o tomador em inadimplência [9]. No Brasil, existem diferentes regras para classificar um tomador como inadimplente. O crédito pessoal usa o prazo mínimo de 15 dias de atraso para considerar como inadimplência. Existem cartões de crédito que esperam de 15 a 70 dias para considerar a inadimplência. O cheque especial considera inadimplência o dia seguinte ao crédito não pago. O Banco Central Europeu e o Fundo Monetário Internacional (FMI) definem empréstimo inadimplente quando mais de 90 dias se passaram sem que o tomador tenha pago as parcelas ou juros acordados [7][16].

Longos períodos de inadimplência constituem prejuízo. Significa dizer que se assume que o montante emprestado não será mais recuperado. As regras que definem prejuízo de crédito diferem entre países, conforme mostrado pelo Banco de Compensações Internacionais [19]. De acordo com o Banco Nacional da Romênia, o empréstimo inadimplente se torna prejuízo após 360 dias de atraso. O Banco Central do Quênia considera 180 dias de atraso para definir como prejuízo. Na Índia, o período pode chegar a 5 anos.

Essa regra existe para que empresas ou IFs ajustem seus balanços, onde o montante deixa de ser considerado um ativo e passa a ser contado como um passivo. Em geral, os bancos não cobram o montante de volta quando ele se torna prejuízo. Isto porque os retornos esperados não superam os custos envolvidos na recuperação do crédito em prejuízo [9]. Nesses casos, IFs tendem a agrupar grandes quantias de dinheiro em carteiras de empréstimos em prejuízo, também conhecidas popularmente como carteiras podres.

Tais carteiras podem ser negociadas dentro do sistema financeiro nacional. Isso significa que os bancos podem vendê-las para empresas especializadas em recuperação de crédito. Esse tipo de empresa entende esse procedimento como um bom negócio, pois o

\*Corresponding Author

valor de aquisição de uma carteira de créditos em prejuízo é baixo e o retorno pode ser alto. De acordo com a legislação brasileira, conforme o Artigo 205 do Código Civil [6], o prazo para recuperar um crédito em prejuízo é de 5 anos.

Bancos preferem não investir mais na recuperação desses créditos em prejuízo. A razão é que tais créditos fazem parte do passivo do balanço patrimonial. Portanto, IFs geralmente vendem a carteira de créditos em prejuízo por valores que giram em torno de um décimo do volume total da própria carteira, como fez o maior banco público da América Latina [22].

Diante do exposto, entende-se que há uma oportunidade de negócio quanto à cobrança de créditos em prejuízo. Porém, como explorá-la sem uma padronização e uma linguagem compreensível pelos computadores? Como identificar um conjunto de propriedades e suas relações para apoiar na representação do conhecimento, que permitiria inferir e responder a questões em uma base de dados escalável? O uso de uma ontologia se apresenta como uma opção para abordagem dessas perguntas.

A contribuição científica deste artigo está na criação da CR-Onto, uma ontologia que aborda o domínio de conhecimento das operações de crédito em prejuízo, que, por sua vez, é uma especificação das operações de empréstimos ou financiamentos em atraso, e é capaz de inferir quais operações de crédito em prejuízo têm maior probabilidade de serem recuperadas. A CR-Onto foi criada a partir de estudos sobre a ontologia NPLO [23], que não aborda o domínio de prejuízo, caracterizando a CR-Onto como uma nova ontologia e não uma extensão. Para popular a ontologia, foram utilizados dados sintéticos referentes ao contexto do ciclo de vida de 5 clientes bancários. Ao todo, os dados serviram para popular 35 instâncias e 227 propriedades de dados, além de construir 54 relações representadas pelas propriedades de objetos da ontologia.

A seção 2 aponta os trabalhos relacionados e indica a principal contribuição da ontologia proposta neste artigo. A seção 3 apresenta a ontologia CR-Onto, descrevendo suas classes e relações. A seção 4 mostra os aspectos de implementação da CR-Onto, explicando as ferramentas utilizadas para construir a ontologia, e aborda os eventos do ciclo de vida de um cliente bancário e como estes são capturados para posteriormente popular indivíduos e propriedades da ontologia. A seção 5 discute a avaliação das regras da ontologia a partir da realização de consultas. Por fim, a seção 6 encaminha as conclusões extraídas a partir do estudo e aponta trabalhos futuros.

## 2 Trabalhos relacionados

Ontologias vêm sendo usadas em sistemas de informação em diferentes áreas de conhecimento. Na educação, Stancin et al. [26] discutiram sobre uma ontologia para descrever domínios de aprendizagem. Na saúde, Dias et al. [21] abordaram uma ontologia para classificar comportamentos associados aos fatores de risco de doenças crônicas e Bavaresco et al. [4] propuseram uma ontologia para o domínio de saúde do trabalhador habilitado por aprendizado de máquina. Na agronomia, Helfer et al. [13] fizeram uso de uma ontologia para classificar solos na agricultura de precisão.

A pesquisa pelos trabalhos relacionados, que abordam ontologias na área de conhecimento de operações de crédito, utilizou como referência a metodologia criada por Petersen et al. [20], que definiram um processo dividido em três fases para a identificação de

**Tabela 1: Estrutura da *string* de busca.**

Termo chave	Termos de busca
Operações de Crédito	“Credit default” OR “non-performing loan” AND
Ontologia	Ontology OR ontologies

estudos correlatos. As fases executadas foram: definição de uma *string* de busca, seleção dos repositórios de pesquisa e coleta dos resultados. A Tabela 1 apresenta os termos e sinônimos utilizados na *string* de busca.

Após a construção da *string* de busca, foram selecionados cinco repositórios de pesquisa para consultar os artigos: ACM Digital Library<sup>1</sup>, IEEE Xplore Digital Library<sup>2</sup>, Science Direct<sup>3</sup>, Springer Link<sup>4</sup> e Wiley<sup>5</sup>. Para direcionar o corpus, a *string* de busca aplicada em cada um dos repositórios considerou os seguintes critérios:

- Publicação entre os anos de 2019 e 2024.
- Seleção de trabalhos de acesso livre e que disponibilizavam textos completos.
- Exclusão de trabalhos que eram revisões sistemáticas da literatura.
- Exclusão de trabalhos que não abordam o tema deste artigo.

Como resultado, chegou-se à seleção de cinco artigos que abordam os conceitos financeiros de inadimplência e prejuízo associados a ontologias. Os artigos são comentados nos parágrafos a seguir.

Yerashenia e Bolotov [28] propuseram uma metodologia inteligente para construção de um modelo de cálculo de previsão de falências. O método foi organizado em uma ontologia de previsão de falências, um mecanismo de busca semântica e um sistema de banco de dados gráfico de análise semântica. De acordo com Yerashenia e Bolotov [28], a ontologia definiu os conceitos básicos da gestão de riscos financeiros, servindo como fonte de conhecimento para a predição da falência de uma empresa. O trabalho fez uso da *Financial Industry Business Ontology* - FIBO.

Addi et al. [1] fizeram uma análise dos modelos existentes relativos a *credit scoring* em instituições de microfinanças, a fim de construir um modelo de conhecimento desta pontuação. O modelo é aplicado ao processo de construção do modelo de *rating*, fornecendo assim uma visão geral de todos os fatores que podem ter impacto na pontuação de crédito. O estudo propôs um modelo ontológico que considera várias dimensões, além das financeiras, para avaliar a pontuação de crédito e objetiva ajudar IFs a tomar decisões mais fundamentadas sobre concessão de empréstimos.

Ahn et al. [2] abordaram a necessidade de preparação de dados para representar problemas de negócios. De acordo com os autores, identificar recursos de dados relevantes é vital para prever a inadimplência de empréstimos, pois modelos de previsão dependem do conjunto de dados e as equipes das IFs podem tomar ações para mitigar o problema, a partir de análises sobre as previsões oriundas do aprendizado de máquina. Para a organização dos dados, os autores

<sup>1</sup><https://dl.acm.org/>

<sup>2</sup><https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>

<sup>3</sup><https://www.sciencedirect.com/search>

<sup>4</sup><https://link.springer.com/advanced-search>

<sup>5</sup><https://onlinelibrary.wiley.com/>

propuseram uma ontologia independente de domínio e adotaram conceitos-chave de uma abordagem orientada a objetivos.

Zehra et al. [29] abordaram a necessidade de um dicionário para troca de informação de relatórios financeiros anuais. Os autores argumentaram que extrair informações úteis dos relatórios complexos e extensos geralmente envolve processos manuais, resultando em atrasos e ambiguidade nas decisões de investimento. Logo, foi proposto um mecanismo de consulta automatizado para responder a perguntas financeiras usando extração de informações baseada em ontologia. Um grafo de conhecimento financeiro, auxiliado por uma ontologia financeira, foi usado para modelar semanticamente os relatórios. Ainda segundo os autores, o sistema oferece benefícios para a tomada de decisão por meio de consultas e geração de históricos financeiros personalizados.

Gambarelli et al. [11] abordaram a detecção de informações pessoais sensíveis em ambientes virtuais e introduziram o SPEDAC, um recurso anotado para identificar categorias de dados pessoais sensíveis. O trabalho também apresentou uma ontologia que define a política legal para o processamento de dados pessoais. O estudo não se concentrou no domínio financeiro de inadimplência e prejuízo, embora tenha feito uso desse domínio para exemplificar possíveis aplicações. Com a ontologia utilizada, os autores propuseram uma representação das informações financeiras que pode, em trabalhos futuros, ser explorada na classificação de risco.

A Tabela 2 apresenta um comparativo entre os trabalhos. Foram utilizados seis critérios para apoiar a comparação. O critério Dados Pessoais define se o estudo aborda de maneira consistente as informações dos tomadores de crédito, avalistas e fiadores. O critério Operação de Crédito define se o trabalho aborda a conceituação de operação de crédito na ontologia proposta. O mesmo ocorre para os outros dois critérios chamados Inadimplência e Prejuízo, que são estados de uma operação de crédito. O primeiro indica se o estudo aborda o estado de inadimplência, enquanto o segundo indica se o estado de prejuízo é tratado. Já o critério de Inferência indica se a ontologia proposta faz deduções a partir de sua estrutura. Por fim, o critério Consulta define se o estudo faz uso de alguma linguagem de consulta aplicada sobre a ontologia. A letra "N" indica que o trabalho não atende ao critério, enquanto a letra "S" indica que sim.

**Tabela 2: Comparação entre os trabalhos relacionados.**

Critérios	Dados Pessoais	Operações de Crédito	Inadimplência	Prejuízo	Inferência	Consulta
Yerashenia e Bolotov [28]	N	S	S	N	S	S
Addi et al. [1]	N	S	S	N	S	N
Ahn et al. [2]	S	S	N	N	N	N
Zehra et al. [29]	N	S	N	N	S	S
Gambarelli et al. [11]	S	N	N	N	S	N
CR-Onto	S	S	S	S	S	S

A partir dos resultados obtidos através do estudo dos trabalhos relacionados, não foi possível identificar uma ontologia que cobrisse o domínio de prejuízo financeiro, o que deixa uma lacuna quando se trata de operações de crédito. A CR-Onto preenche essa lacuna, dado que as operações nessa condição podem representar fonte de receita para as IFs. Deste modo, faz sentido organizar as informações referentes a essas operações e realizar consultas e inferências para a expansão do conhecimento acerca de créditos em prejuízo.

### 3 Modelagem

A CR-Onto foi criada a partir do *framework* definido por Noy e McGuinness [17], que sugere sete passos para a construção de uma ontologia: determinar o domínio, ponderar pela reutilização de uma ontologia, elencar os termos importantes, definir classes e hierarquias, definir propriedades, definir regras e criar instâncias. Essa seção apresenta a definição do domínio, passando pelo estudo e ponderação, por reutilizar uma ontologia ou parte dela, além das definições das classes e hierarquias.

A CR-Onto aborda o domínio de conhecimento das operações de crédito em prejuízo. Trata-se de uma especificação das operações de crédito que, por conta da inadimplência superior a um ano, são classificadas como prejuízo. O propósito é, a partir da base de conhecimento, poder identificar quais operações têm maior chance de serem quitadas e, consequentemente, sair do estado de prejuízo. A ontologia poderá ser usada por setores de cobrança e recuperação de crédito de IFs para apoiar na reinserção dos tomadores de crédito ao mercado financeiro.

#### 3.1 Questões de Competência

Para apoiar na definição do domínio, Grüninger e Fox [12] recomendaram a elaboração de perguntas sobre o que a ontologia deve ser capaz de responder. Essa tarefa visa criar questões de competência (QC), as quais são elencadas a seguir:

- (QC.1) Quais são as parcelas de uma operação de crédito que se encontram em atraso com relação a sua data de quitação?
- (QC.2) Quais parcelas foram pagas em atraso dentro de uma mesma operação de crédito?
- (QC.3) Quais tomadores têm bens que poderiam ser usados para pagamento de uma dívida em prejuízo?
- (QC.4) Quais são as operações de crédito do tipo financiamento que têm pelo menos uma parcela em atraso?
- (QC.5) Quais tomadores têm restrição de crédito?
- (QC.6) Quem são os tomadores que têm financiamentos com parcelas em atraso e que já foram negativados pelo menos uma vez?

#### 3.2 Modelo da CR-Onto

Após o estudo dos trabalhos relacionados, os quais foram apresentados na seção 2, a CR-Onto usou como referência a ontologia existente chamada *Non-Performing Loan Ontology* - NPLO [23]. Tal ontologia de Empréstimos Inadimplentes é uma estrutura que representa e categoriza o conhecimento sobre empréstimos inadimplentes usando a tecnologia da web semântica. Ela codifica a relação entre os vários componentes de um conjunto de dados de carteira de empréstimos inadimplentes. Empréstimos inadimplentes são créditos que já passaram 90 dias ou mais da data de reembolso ou

que provavelmente não serão reembolsados, por exemplo, caso o mutuário estiver enfrentando dificuldades financeiras.

A NPLO contempla conceitos definidos na FIBO. A ontologia é resultado da crise financeira de 2008, quando se percebeu a necessidade de um vocabulário comum e partilhado, centrado em contratos financeiros e conceitos relacionados, que pudesse ser utilizado para fins de análise e relatórios [8].

O desenvolvimento da CR-Onto foi feito a partir do estudo da ontologia NPLO, que descreve parte dos conceitos que foram remodelados para a nova ontologia. Foram reaproveitados os conceitos de *Borrower* : Tomador, *Collateral* : Garantia e *Loan* : Empréstimo Pessoal. Além do reaproveitamento, percebeu-se uma oportunidade de complementar a nova ontologia a partir de conceitos não trazidos pela NPLO, dado que ela não explora o detalhamento semântico das garantias, da inadimplência ou do prejuízo consumados, da própria operação e das pessoas envolvidas, sendo elas, cônjuge, avalista e fiador.

Diante disso, foi criada a *Credit Recovery Ontology* - CR-Onto, representação semântica dos conceitos atrelados à prejuízo. A Figura 1 traz a estrutura da ontologia CR-Onto a partir da visão gerada pela ferramenta *ProGété*. São apresentadas as 17 classes e as 33 relações que as compõem. A seguir, são comentadas cada uma das classes da ontologia, destacando quais foram reaproveitadas a partir da NPLO e quais são novas.

- (1) A classe *Collateral* representa uma garantia de uma operação financeira, sendo um ativo oferecido para assegurar a operação. Trata-se de uma classe reaproveitada da ontologia de referência.
- (2) A classe *Guarantor* é uma subclasse de *Collateral*, a qual foi reaproveitada a partir da NPLO, e representa um tipo de garantia atrelado a uma operação de crédito. *Guarantor* é uma garantia de aval, que significa uma pessoa física, que não é o tomador, e que tem como compromisso honrar a dívida do tomador, no caso de ocorrência de inadimplência. É uma classe nova específica da ontologia CR-Onto.
- (3) A classe *SecurityInterest* é uma subclasse de *Collateral* e descreve o segundo tipo de garantia denominado garantia real. Esse tipo representa um bem dado como garantia em uma operação. Como exemplo, pode-se citar um imóvel que é dado como garantia para uma operação de crédito pessoal. A classe é um reaproveitamento feito a partir da NPLO.
- (4) A classe *Default* representa as operações de crédito que estão em atraso superior a 365 dias. As operações recebem tal classificação, que não a de *NonPerforming*, pois os atrasos superiores a um ano são registrados de forma diferente nos balanços contábeis, sendo realizados como perda para a IF. A classe é nova e específica da CR-Onto.
- (5) A classe *FinancialSupport* representa o aporte financeiro que um tomador, cônjuge ou avalista faz sobre uma aplicação financeira, quando ela existe. A classe também é nova e específica da CR-Onto.
- (6) A classe *Goods* representa os bens que podem estar associados a diversas classes da ontologia. Por exemplo, o bem pode estar associado ao tomador, dado que, para obter uma taxa melhor de crédito, esse mesmo tomador mostrou, através de seus bens, ter patrimônio. Bens também podem estar

associados ao cônjuge e representar menor risco a uma operação de crédito. Por fim, um bem está associado ao tipo de garantia *SecurityInterest*, visto que toda garantia real obrigatoriamente é um bem de alguém. A classe é nova e específica da CR-Onto.

- (7) A classe *Installment* representa a parcela de uma operação de crédito, seja empréstimo ou financiamento. Toda operação de crédito é composta por um ou mais parcelas. A classe é nova e específica da CR-Onto.
- (8) A classe *Investment* descreve uma aplicação financeira, que tanto o tomador quanto o avalista ou o cônjuge, se houver, tem. A referida classe é nova e específica da CR-Onto.
- (9) A classe *Loan*, reaproveitada a partir do estudo acerca da NPLO, descreve as operações de crédito que são especificadas em *PersonalLoan* e *Financing*. A classe *PersonalLoan* descreve os empréstimos pessoais que podem ou não ter garantias atreladas a eles. Já a classe *Financing* descreve os financiamentos, operações de crédito que obrigatoriamente têm garantias reais atreladas a si.
- (10) A classe *Negotiation* descreve uma operação de crédito criada a partir de negociação de outra operação de crédito. A negociação obrigatoriamente elimina a operação de origem e cria uma operação com novos termos, por exemplo, prazo e taxa diferentes. A classe é nova e específica da CR-Onto.
- (11) A classe *NonPerforming* representa as operações de crédito em atraso superior a 30 dias e inferior a 365 dias. Embora a ontologia NPLO trate de inadimplência, ela não traz uma classe específica que define essa condição. Logo, para a CR-Onto foi criada uma classe para representá-la.
- (12) A classe *People* descreve as propriedades básicas de uma pessoa que depois é especificada em outras duas classes: (i) A classe *Borrower* descreve o tomador ou credor, que é quem faz um empréstimo; (ii) A classe *Spouse*, que também é uma subclasse de *People*, representa o cônjuge do tomador. Esse conceito é facultativo, uma vez que nem todos os tomadores de crédito têm um(a) parceiro(a). Excetuando a classe *Borrower*, as demais são novas e específicas da CR-Onto.
- (13) A classe *Restriction* representa os órgãos de negativação ou restrição de crédito. Esses órgãos pontuam tomadores e operações a fim de classificar os riscos envolvidos em uma operação de crédito. A classe é nova e específica da CR-Onto.

A Tabela 3 mostra a relação entre as classes. A primeira denominada *Beneficiary* indica que todo investimento tem um beneficiário. A relação *CreateAn* define que uma pessoa pode ter um investimento. A relação *FinIsOrganizedBy* indica que todo financiamento é organizado em parcelas. A relação *has* define que uma pessoa tem bens, que podem ser imóveis ou veículos. A relação *hasRestriction* indica que uma restrição está associada a um tomador. A relação *isGuaranteedBy* define que um empréstimo pessoal pode ter como garantia um avalista e é inversa a relação *isGuarantorOf*.

A relação *isMadeUpOf* indica que um investimento é composto por um ou vários aportes financeiros. A relação *isOrganizedBy* define que toda operação de crédito é composta por parcelas. A relação *isPropertyOf* indica que um bem é propriedade de uma pessoa, sendo inversa a *has*. A relação *makesFinancialContribution* define que uma pessoa pode fazer aportes financeiros em um investimento.

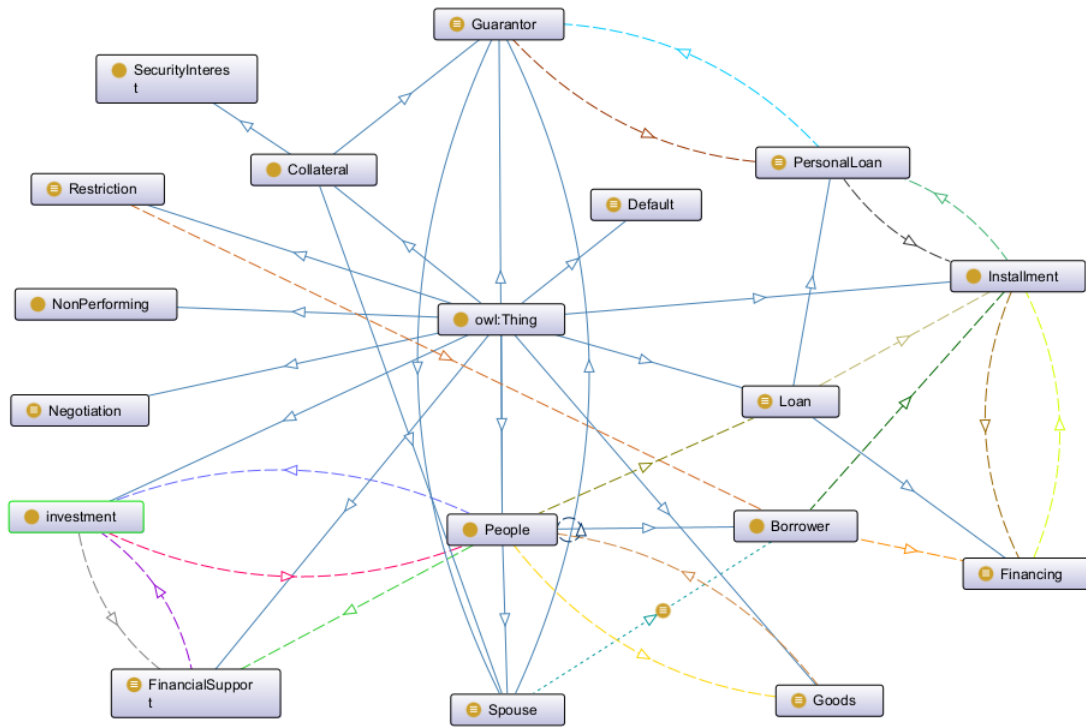


Figura 1: Visão hierárquica da CR-Onto.

Tabela 3: Relações da ontologia CR-Onto.

Classe	Relação	Classe
Investment	Beneficiary	People
Installment	isPaidBy	Borrower
Collateral	collateralOf	Loan
Goods	isPropertyOf	People
People	CreateAn	Investment
Financing	FinIsOrganizedBy	Installment
People	makesFinancialContribution	FinancialSupport
People	has	Goods
FinancialSupport	makeUp	Investment
Loan	HasCollateral	Collateral
People	Married	People
Restriction	HasRestriction	Borrower
Installment	organizeFin	Financing
Loan	IsFinancingBy	Borrower
Installment	organizePL	PersonalLoan
PersonalLoan	IsGuaranteedBy	Guarantor
Borrower	pays	Installment
Guarantor	IsGuarantorOf	PersonalLoan
PersonalLoan	PLIsOrganizedBy	Installment
Investment	isMadeUpOf	FinancialSupport
People	takeOut	Loan
Loan	isOrganizedBy	Installment
Borrower	takeOutFin	Financing

A relação *makeUp* indica que um aporte financeiro está relacionado a um investimento, sendo o inverso de *isMadeUpOf*.

A relação *organizeFin* define que parcelas organizam um financiamento, assim como a relação *organizePL* indica que parcelas podem organizar um empréstimo pessoal. A relação *pays* define que um tomador paga parcelas, podendo ser de empréstimos ou financiamentos. A relação *PLIsOrganizedBy* indica que um empréstimo é organizado em parcelas. A relação *takeOut* define que uma pessoa toma crédito, este posteriormente podendo ser especializado em empréstimo ou financiamento. A relação *takeOutFin* indica que um tomador pode fazer um financiamento.

#### 4 Aspectos de implementação

A CR-Onto foi implementada utilizando a ferramenta *Protégé* na versão 5.6.4. A Tabela 4 apresenta as métricas da ontologia, descon siderando a classe *owl:Thing*. São apresentados o total de axiomas, axiomas lógicos, axiomas de declaração, classes, propriedades de objetivos, propriedade de dados e indivíduos da CR-Onto.

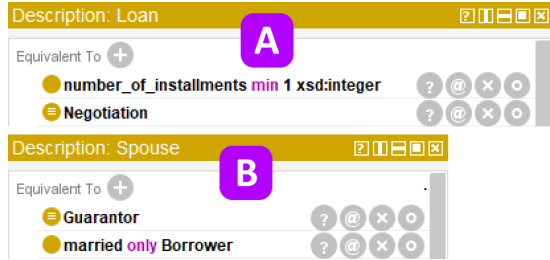
Os axiomas são expressões lógicas que definem um conceito. Os axiomas lógicos são declarações que definem regras e restrições sobre como os conceitos e as relações na ontologia devem se comportar. Os axiomas de declaração são usados para definir e descrever as entidades básicas da ontologia, como classes, propriedades e indivíduos. A métrica Classes representa a quantidade de classes existentes na ontologia. A métrica Propriedades de Objetos indica o total de relações existentes entre as classes. Já a métrica Propriedade de Dados indica o total de atributos que as classes têm, podendo ser um número inteiro ou decimal, uma *string*, uma data

**Tabela 4: Métricas da ontologia CR-Onto.**

Métricas	Valor
Axiomas	708
Axiomas lógicos	499
Axiomas de declaração	135
Classes	17
Propriedades de objeto	24
Propriedades de dados	59
Indivíduos	35

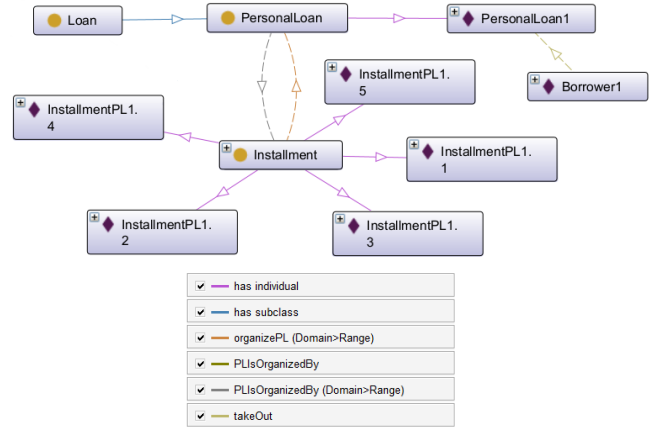
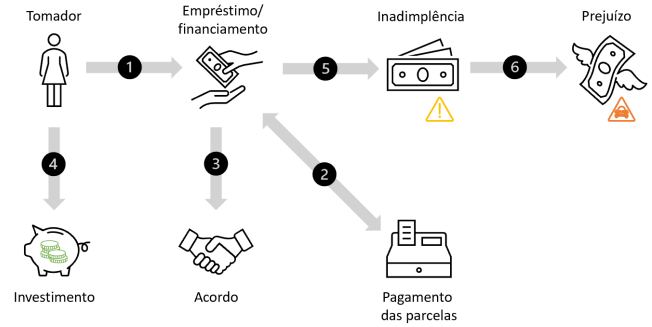
entre outros tipos de dados. Por fim, a métrica Indivíduos indica quantas instâncias das classes existem na ontologia.

Os axiomas e relacionamentos definidos para as classes da CR-Onto permitem que a ontologia categorize instâncias automaticamente. A Figura 2 apresenta os axiomas de equivalência das classes *Loan* e *Spouse*. A letra A indica que uma instância é categorizada como uma operação de crédito (*Loan*) quando possuir, no mínimo, uma parcela e ser equivalente a uma negociação, a qual também é uma operação de crédito. Já a letra B indica que uma instância é categorizada como um cônjuge (*Spouse*) quando estiver em uma relação de casamento com um tomador, podendo ser o cônjuge também uma garantia de aval em uma operação de crédito.

**Figura 2: Expressões lógicas descrevendo os axiomas de equivalência da classe *Loan* (letra A) e da classe *Spouse* (letra B).**

A ferramenta *Protégé* oferece um módulo de visualização da ontologia, o qual permite visualizar todos os componentes, indicando classes com um círculo amarelo e indivíduos com um losango roxo, posicionados à esquerda do nome do componente. A Figura 3 apresenta um recorte da ontologia com as respectivas classes, relações e indivíduos. A classe *Loan* representa uma operação de crédito e *PersonalLoan* é um empréstimo pessoal, que é uma especificação da classe anterior. A classe *Installment* é a parcela que se relaciona com *PersonalLoan* através das relações "*Installment organizePL PersonalLoan*" e "*PersonalLoan PLIsOrganizedBy Installment*". A Figura 3 também apresenta instâncias. Por exemplo, *PersonalLoan1*, que corresponde a um empréstimo real, é uma instância da classe *PersonalLoan*. Já *InstallmentPL1*, *InstallmentPL2*, *InstallmentPL3*, *InstallmentPL4* e *InstallmentPL5*, são instâncias da classe *Installment*.

Para reproduzir a realidade de um banco, as ações cotidianas realizadas por um cliente da IF foram compreendidas como eventos e suas informações foram usadas para registrar os indivíduos da ontologia e respectivas propriedades. A Figura 4 apresenta, através de setas detalhadas a seguir, as ações possíveis por um cliente.

**Figura 3: Exemplo de classes e indivíduos.****Figura 4: Ações em um ciclo de vida de um cliente bancário.**

A seta 1 descreve a ação de tomar um empréstimo ou financiamento. Ocorre quando um cliente toma um empréstimo ou financiamento a partir de um aplicativo de celular ou da visita a uma agência bancária. Todas as informações envolvidas na criação de uma operação de crédito constituem esta ação. Por exemplo, a renda do tomador, seu grau de risco, o valor da operação, a taxa aplicada, o prazo, a existência ou não de cônjuge, o uso ou não de garantias (sejam elas do tipo avalista ou reais) e o histórico das operações passadas são informações relevantes.

A seta 2 representa a ação de realizar o pagamento das parcelas de uma operação de crédito. Ocorre quando o tomador paga as parcelas do seu empréstimo ou financiamento, normalmente, com periodicidade mensal. Uma parcela pode ser paga em dia, antecipadamente ou em atraso, paga a partir de uma outra operação de crédito ou paga por uma pessoa terceira que não a própria tomadora. O pagamento cronológico das parcelas de uma mesma operação de crédito pode revelar um comportamento e essa informação é relevante para inferências futuras.

A seta 3 indica uma negociação ou renegociação de crédito. Ocorre a partir da necessidade de se fazer um acordo sobre uma operação já existente. Uma negociação ou renegociação indica uma possível dificuldade de pagamento das dívidas. Essa ação leva em consideração as informações do tomador e da operação, a existência ou não de garantias, o tempo de atraso, a taxa e os prazos praticados.



A seta 4 representa a manipulação de investimentos financeiros. A ação ocorre quando um tomador de crédito realiza um investimento, podendo ser a criação de um ou o aporte em um já existente. Trata-se de uma informação relevante, que pode mostrar a existência de uma reserva financeira por parte de um tomador, a partir da identificação de uma consistência nos aportes, ou até mesmo um padrão de retirada de partes do investimento, que pode significar um momento de dificuldade financeira do tomador.

A seta 5 indica o evento de inadimplência de uma operação. Tal evento ocorre quando uma ou mais parcelas de uma operação apresenta atraso quanto ao pagamento. O registro da inadimplência de uma parcela e, consequentemente, de uma operação de crédito é uma informação relevante a ser considerada na ontologia. Ele pode ajudar a entender se uma inadimplência é apenas um relaxamento do tomador quanto às datas de pagamento ou uma dificuldade financeira que pode comprometer o recebimento do montante emprestado por parte do credor.

Por fim, a seta 6 representa a ação de prejuízo de uma operação. Tal ação ocorre quando o atraso de uma operação chega a 360 dias. O registro do prejuízo permite entender a real criticidade de um tomador quanto ao seu crédito. Trata-se do contexto mais importante, pois é a partir da massa de dados que a ontologia poderá sugerir os tomadores de crédito que têm maior propensão de pagar suas dívidas e, consequentemente, retirar a operação do prejuízo.

Para popular a ontologia, foi considerado o ciclo de vida de 5 clientes bancários. Os dados são sintéticos e foram organizados em tabelas em Excel para posterior inclusão na ferramenta Protégé. A título de ilustração, a Figura 5 apresenta os dados gerados para 3 das 17 classes que compõem a ontologia. Ao todo, os dados contribuíram para a criação de 20 instâncias. A letra A indica a quais classes pertencem os dados sintéticos. Já a letra B indica o nome das instâncias criadas.

A Figura 6 apresenta uma instância criada com os respectivos dados cadastrados. Os dados estão indicados na caixa nomeada com a letra A. A partir dos dados sintéticos gerados para representar o ciclo de vida financeiro de 5 clientes de uma IF e consequente população dentro da ontologia, a Figura 7 apresenta os registros dos indivíduos e suas respectivas classes para o cenário de validação.

## 5 Avaliação e resultados

A ferramenta *Protégé* na versão 5.6.4 foi usada para fazer a validação da ontologia, a qual é capaz de responder as questões de competência já discutidas na seção 3. O processo consistiu em verificar os resultados obtidos pelas inferências realizadas a partir do módulo *reasoner HermiT* na versão 1.4.3.456. A execução do *reasoner* habilita duas verificações.

A primeira é realizada logo que o *reasoner* é iniciado e faz a inferência das propriedades de objetos a partir das relações criadas entre os indivíduos da ontologia. A CR-Onto foi populada a partir de dados sintéticos usados para validação da ontologia, conforme o recorte apresentado na Figura 5.

A Figura 8 apresenta a inferência sobre a propriedade de objeto *isPropertyOf*. O *reasoner* realiza esta associação, pois a classe *People* se relaciona com a classe *Goods* através da propriedade *has*, definindo que uma pessoa tem um determinado bem. O relacionamento em questão está definido na ontologia, conforme indica a letra A.

FINANCIALSUPPORT		
Descrição	Data da aplicação	Valor do aporte
nome atributo	date	value
tipo atributo	dateTime	float
FinSupport1	2023-01-01T00:00:00	1000
FinSupport2	2023-07-01T00:00:00	1500
FinSupport3	2024-01-01T00:00:00	2000

GOODS		
Descrição	Tipo de bem	Valor do bem
nome atributo	property_type	property_value
tipo atributo	("apartment", "car", "equipment", "field", "house")	float
Goods1	apartment	500000
Goods2	car	100000
Goods3	equipment	20000
Goods4	field	200000
Goods5	house	800000

INSTALLMENT				
Descrição	Valor da Parcela	Data de vencimento	Data de pagamento	Parcela atrasada
nome atributo	installment_value	due_date	payment_date	payment_late
tipo atributo	float	dateTime	dateTime	boolean
InstallmentPL1.1	2000	2024-05-01T00:00:00	2024-05-01T00:00:00	0
InstallmentPL1.2	2000	2024-06-01T00:00:00	2024-06-01T00:00:00	0
InstallmentPL1.3	2000	2024-07-01T00:00:00	2024-07-01T00:00:00	0
InstallmentPL1.4	2000	2024-08-01T00:00:00	2024-08-01T00:00:00	0
InstallmentPL1.5	2000	2024-09-01T00:00:00	2024-09-01T00:00:00	0
InstallmentFin2.1	1500	2024-04-01T00:00:00	2024-04-01T00:00:00	0
InstallmentFin2.2	1500	2024-05-01T00:00:00	2024-05-01T00:00:00	0
InstallmentFin2.3	1500	2024-06-01T00:00:00	2024-06-15T00:00:00	1
InstallmentFin2.4	1500	2024-07-01T00:00:00	2024-07-01T00:00:00	1
InstallmentFin1.1	2000	2024-02-01T00:00:00	2024-02-01T00:00:00	0
InstallmentFin1.2	2000	2024-03-01T00:00:00	2024-03-01T00:00:00	1
InstallmentFin1.3	2000	2024-04-01T00:00:00	2024-04-01T00:00:00	1

Figura 5: Dados em formato tabular para posterior uso na criação das instâncias.

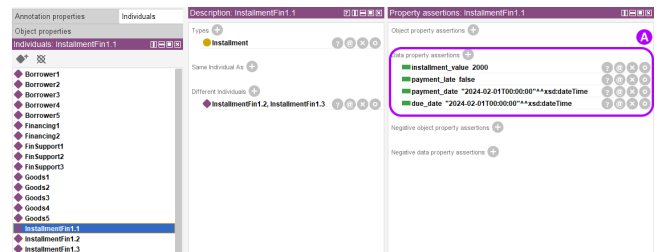


Figura 6: Instância criada no *Protégé* a partir dos dados sintéticos.

No exemplo em questão, o indivíduo da classe *Borrower*, que é uma especificação de *People*, tem um bem que é indivíduo da classe *Goods*, conforme indicação da letra B. Na linguagem da ontologia, pode-se afirmar que *Borrower1 has Goods1*. Como a propriedade *has* da classe *People* é inversa a *isPropertyOf* e a classe *Borrower* é uma subclasse de *People*, o *reasoner* infere que o indivíduo *Goods1*, da classe *Goods*, é propriedade do (*isPropertyOf*) indivíduo *Borrower1*, da classe *Borrower*, conforme indicado na letra C.

A segunda verificação que é habilitada a partir da inicialização do *reasoner* permite a realização de consultas sobre a CR-Onto. A linguagem DL *Query* foi usada para a execução das consultas que validaram as regras criadas para a ontologia. Patel [18] afirma que DL *Query* fornece uma maneira poderosa e fácil de pesquisar as informações do gráfico de conhecimento e é adequada para várias respostas a perguntas. DL *Query* é uma linguagem de consulta que vem disponível junto ao software *Protégé*.

A Figura 9 apresenta uma consulta realizada sobre a CR-Onto para responder à questão de competência QC.1. Nesta consulta,

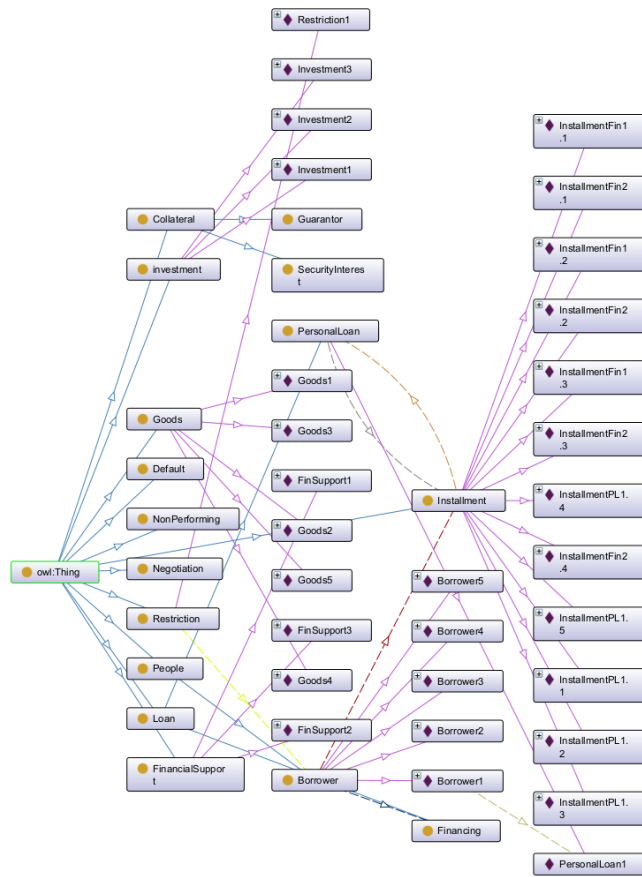


Figura 7: Instâncias do cenário de avaliação.

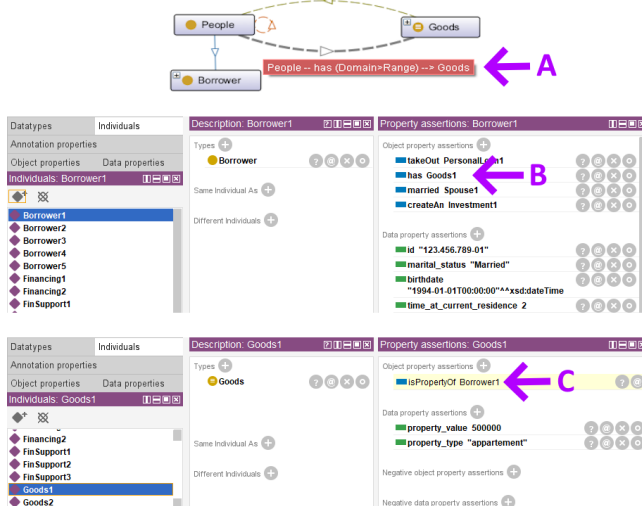


Figura 8: Inferência que determina a qual tomador pertence o bem *Goods1*.

verifica-se quais parcelas dentre todas as operações de crédito foram pagas em atraso ou se encontram em atraso no momento da

consulta, indicado pela seta com a letra A. O resultado da consulta se justifica pelo fato de que a propriedade de dado denominada *payment\_late* está com o *status* VERDADEIRO, conforme indica o sublinhado com a letra B. Essa propriedade, que é do tipo booleana, indica que uma parcela sofreu um atraso, independentemente de já ter sido paga ou ainda se encontrar em aberto. Parcelas em atraso podem sugerir alguma dificuldade de pagamento por parte de um tomador de crédito.

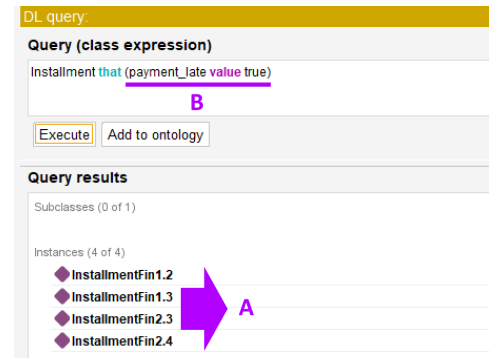


Figura 9: Execução e resultado da QC.1.

A Figura 10 apresenta uma especificação da consulta anterior e que responde à questão de competência QC.2. Nela, são consultadas todas as parcelas que sofreram atraso, entretanto foram pagas, conforme indica a seta com a letra A. Essa informação sugere haver dificuldade de pagamento por parte do tomador, podendo o atraso significar apenas um esquecimento da quitação da parcela na data de vencimento programada. Essa resposta é obtida a partir das duas condições que são atendidas, sendo o valor booleano definido como VERDADEIRO para a propriedade *payment\_late*, indicado pela letra B, e qualquer valor de data definido para a propriedade *payment\_date*, indicado pela letra C.

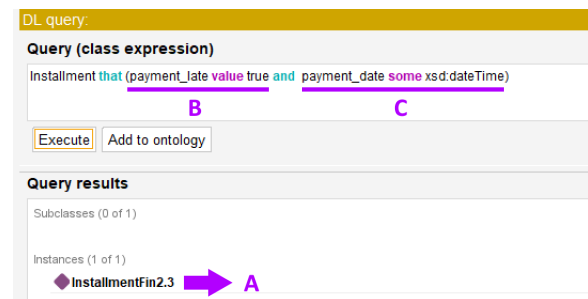


Figura 10: Execução e resultado da QC.2.

A Figura 11 apresenta quem são os tomadores de crédito que têm parcelas em atraso e possuem um bem, indicado pela seta com a letra A. A consulta responde à questão de competência QC.3. A informação sugere que tomadores que têm um ou mais bens possuem maior probabilidade de quitar dívidas, pois o patrimônio pode servir como forma de compensação da dívida em aberto com uma IF. A consulta executada faz uso do operador lógico *and* para



relacionar duas informações. A sentença “*Borrower that has some Goods*” é responsável por identificar quais tomadores têm bens e está indicada pela letra B. Já a sentença “*Borrower that (takeOutFin some (Financing that (FinIsOrganizedBy some (Installment that payment\_late value true))))*” identifica os tomadores que têm operações de crédito do tipo financiamento e que apresentam parcelas em aberto, estando indicada pela letra C. A junção dessas duas condições, no instante em que são atendidas, resultam nos tomadores que têm parcelas de financiamento em aberto e que possuem bens. E como descrito anteriormente, devedores com bens têm, em tese, maior probabilidade de quitar suas dívidas.

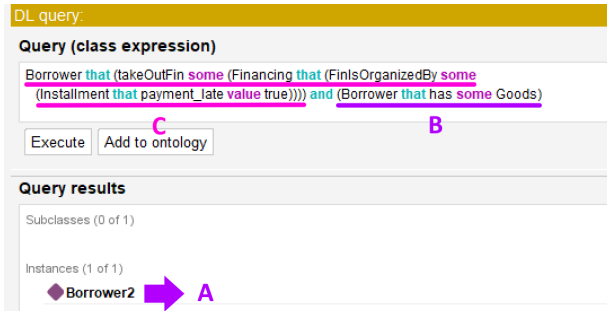


Figura 11: Execução e resultado da QC.3.

A Figura 12 apresenta quais operações do tipo financiamento têm parcelas em atraso, indicado pela letra A, e responde à questão de competência GC.4. Para explicar a lógica, é preciso decompor a sentença da consulta. Primeiramente, o *reasoner* resolve o parêntese mais interno, indicado pela letra B. Neste caso, busca responder quais são as parcelas que apresentam atraso, independentemente de já terem sido pagas ou não. Isso é feito pela consulta “*Installment that payment\_late value true*”. O resultado dessa primeira consulta é usado para cruzar com a propriedade de objeto *FinIsOrganizedBy*, a qual relaciona as classes Financiamento e Parcela e está indicado pela letra C. Ao fazer esse cruzamento, o *reasoner* identifica a qual financiamento pertence a parcela encontrada na primeira consulta. Esse cruzamento é feito na sentença “*Financing that (FinIsOrganizedBy some...*”. No caso da consulta mostrada na Figura 8, as parcelas encontradas pertencem a duas operações distintas.

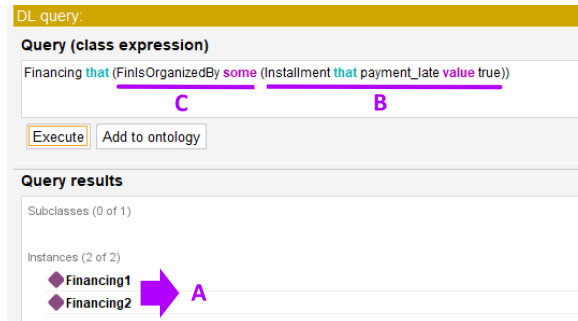


Figura 12: Execução e resultado da QC.4.

A Figura 13 apresenta os tomadores que têm ou tiveram algum tipo de restrição de crédito, respondendo à questão de competência

QC.5, indicado pela letra A. Essa análise parte da identificação de restrição de crédito por parte de algum tomador, indicado pela letra B, e sugere que tomadores que têm ou tiveram algum tipo de restrição de crédito terão maior dificuldade de quitar suas dívidas.

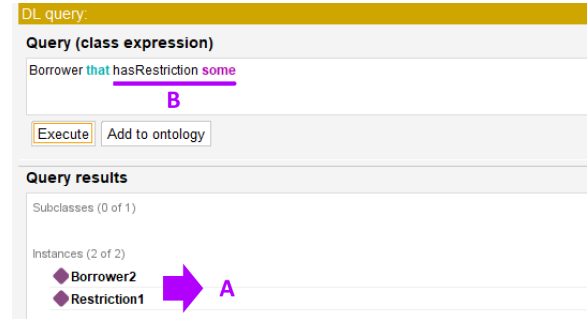


Figura 13: Execução e resultado da QC.5.

A Figura 14 apresenta os tomadores que têm parcelas em atraso e que também estão com restrição de crédito, respondendo à questão de competência GC.6. O resultado é indicado pela letra A. A informação sugere que esses indivíduos terão maior dificuldade de quitar suas dívidas, dado que têm histórico de registros em birôs de crédito como o Serasa e SPCP. Esta análise é feita a partir de uma consulta que faz uso do operador lógico and. A sentença “*Borrower that hasRestriction some Restriction*” identifica quais tomadores têm restrição de crédito, estando indicada pela letra B. Já a sentença “*Borrower that (takeOutFin some (Financing that (FinIsOrganizedBy some (Installment that payment\_late value true))))*” identifica quais tomadores têm parcelas de operações do tipo financiamento em aberto e está indicada pela letra C. A junção de ambas as sentenças é verdadeira apenas para o indivíduo *Borrower2*.

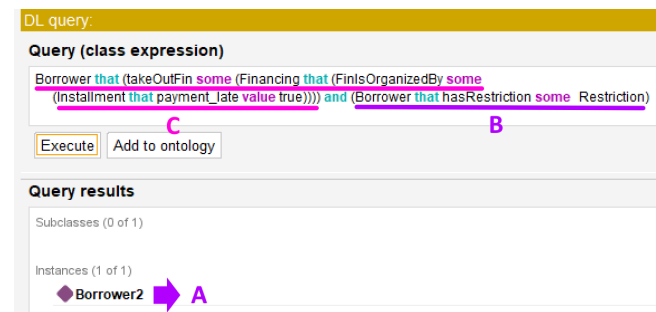


Figura 14: Execução e resultado da QC.6.

Os resultados mostram que a ontologia é capaz de representar o conhecimento acerca do ciclo de vida de um tomador de crédito, como também de realizar inferências e responder a questões de competência. Por outro lado, a ontologia não aborda aspectos ligados a macro economia, por exemplo, taxa de juros nacional, inadimplência sistêmica ou alteração cambial. Tais aspectos podem representar uma ameaça ao modelo, no caso da ocorrência de variações de grande amplitude e frequentes em um curto espaço de tempo. A recalibragem periódica do modelo é uma forma de mitigar tal ameaça.

## 6 Conclusão

Este artigo apresentou a CR-Onto, uma ontologia que explora a recuperação de operações de crédito em prejuízo. Essa característica a torna única, pois objetivou cobrir aspectos não contemplados em outras ontologias estudadas e abordadas na seção 2. A ontologia aqui proposta foi desenvolvida usando a ferramenta *Protégé* e está organizada em 17 classes, 24 propriedades de objetos e 59 propriedades de dados. Ao todo, são 708 axiomas que a modelam.

A avaliação da ontologia foi feita a partir da criação de questões de competência, as quais tiveram o intuito de mostrar a capacidade da ontologia em responder aos questionamentos. Sua validação usou o cenário de uma IF e o ciclo de vida de clientes bancários que contratam operações de crédito. As ações envolvidas nesse ciclo foram capturadas e instanciadas na ontologia, o que permitiu a execução das questões de competências.

Para fazer as questões, o estudo fez uso da linguagem de consulta DL *Query*, a qual é fornecida pela própria ferramenta *Protégé*. As consultas sobre os dados sintéticos mostraram que as regras criadas para a CR-Onto são válidas e coerentes, o que habilita o uso da ontologia sobre bases maiores. Para isso, faz-se necessário a obtenção de dados reais, o que pode significar uma complexidade, dada a sensibilidade destes tipos de dados em IFs.

Como trabalho futuro, além da busca por informações reais que poderão consolidar a aplicabilidade da ontologia, sugere-se também abordar aspectos de explicabilidade da modelagem da ontologia, quando realizadas as inferências. Isso é necessário, pois IFs operam em um mercado altamente regulado e inferências geradas a partir de modelagens computacionais precisam ser explicativas. Tal capacidade é relevante para que seja possível a adoção desse tipo de modelagem por parte das IFs.

## Referências

- [1] Khaoula Ben Addi e Nissrine Souissi. 2020. An ontology-based model for credit scoring knowledge in microfinance: towards a better decision making. Em *2020 IEEE 10th International Conference on Intelligent Systems (IS)*. IEEE, 380–385. doi: <https://doi.org/10.1109/IS48319.2020.9199981>.
- [2] Robert Ahn, Sam Supakkul, Liping Zhao, Kirthy Kolluri, Tom Hill e Lawrence Chung. 2021. A goal-oriented approach for preparing a machine-learning dataset to support business problem validation. Em *2021 IEEE Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, Intl Conf on Cloud and Big Data Computing, Intl Conf on Cyber Science and Technology Congress*. IEEE, 282–289. doi: [10.1109/DASC-PICom-CBDCom-CyberSciTech52372.2021.00057](https://doi.org/10.1109/DASC-PICom-CBDCom-CyberSciTech52372.2021.00057).
- [3] BACEN. 2013. Central bank of brazil. <https://www.bcb.gov.br/>. Accessed in may 2022. (2013). <https://www.bcb.gov.br/>.
- [4] Rodrigo Bavaresco, Yutian Ren, Jorge Barbosa e G.P. Li. 2024. An ontology-based framework for worker's health reasoning enabled by machine learning. *Comput. Ind. Eng.*, 193, C, (jul. de 2024), 16 pages. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110310>.
- [5] Asghar Beytollahi e Hadis Zeinali. 2020. Comparing prediction power of artificial neural networks compound models in predicting credit default swap prices through black-scholes-merton model. *Iranian Journal of Management Studies*, 13, 69–93. doi: <https://doi.org/10.22059/IJMS.2019.276260.673534>.
- [6] Brazil. 2002. Law n. 10.406. january of 2002. art 206, incised 5. official diary of the federative republic of brazil. Accessed in march 2022. (2002). [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/2002/10406compilada.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/2002/10406compilada.htm).
- [7] Carol Carson e Stefan Ingves. 2003. International monetary fund - financial soundness indicators - background paper. Accessed in may 2022. (2003). <https://www.imf.org/external/np/sta/fsi/eng/2003/051403bp.pdf>.
- [8] EDM Council. 2020. The financial industry business ontology. Accessed in july 2023. (2020). <https://spec.edmcouncil.org/fibo/>.
- [9] Eduardo M. da Silva e Jorge L. V. Barbosa. 2023. Machine learning and credit default: a systematic literature review and taxonomy. *International Journal of Business Information Systems*, (mar. de 2023), 22 pages. doi: <https://doi.org/10.1504/IJBIS.2023.10055817>.
- [10] Yosi Lizar Eddy e Engku Muhammad Nazri Engku Abu Bakar. 2017. Credit scoring models: techniques and issues. *Journal of advanced research in business and management studies*, 7, 2, 29–41. [https://www.researchgate.net/publication/n/323306120\\_Credit\\_scoring\\_models\\_techniques\\_and\\_issues](https://www.researchgate.net/publication/n/323306120_Credit_scoring_models_techniques_and_issues).
- [11] Gaia Gambarelli, Aldo Gangemi e Rocco Tripodi. 2023. Is your model sensitive? speda: a new resource for the automatic classification of sensitive personal data. *IEEE Access*, 11, 10864–10880. doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3240089>.
- [12] Michael Gruninger. 1995. Methodology for the design and evaluation of ontologies. Em *Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence '95, Workshop on Basic Ontological Issues in Knowledge Sharing*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:16641142>.
- [13] Gilson Augusto Helfer, Adilson Ben da Costa e Jorge Luis Victória Barbosa. 2025. Soilbr-onto: an ontology for soil fertility management and classification in brazil. *Applied Ontology*. doi: <https://doi.org/10.1177/15705838251315571>.
- [14] Yiping Huang, Longmei Zhang, Zhenhua Li, Han Qiu, Tao Sun e Xue Wang. 2020. Fintech credit risk assessment for smes: evidence from china. *IMF Working Papers*, 20, (set. de 2020). doi: <https://doi.org/10.5089/9781513557618.001>.
- [15] Evangelos Kalapodas e Mary E Thomson. 2006. Credit risk assessment: a challenge for financial institutions. *IMA Journal of Management Mathematics*, 17, 1, 25–46. doi: <https://doi.org/10.1093/imaman/dpi026>.
- [16] Johannes Kriebel e Lennart Stitz. 2022. Credit default prediction from user-generated text in peer-to-peer lending using deep learning. *European Journal of Operational Research*, 302, 1, 309–323. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.12.024>.
- [17] Natasha Noy. 2001. Ontology development 101: a guide to creating your first ontology. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:500106>.
- [18] Ashish Singh Patel, Giovanni Merlino, Antonio Puliafito, Ranjana Vyas, OP Vyas, Muneendra Ojha e Vivek Tiwari. 2023. An nlp-guided ontology development and refinement approach to represent and query visual information. *Expert Systems with Applications*, 213, 118998. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118998>.
- [19] Baudino Patrizia, Orlandi Jacopo e Zamil Raihan. 2018. Bank for international settlements - financial stability institute. the identification and measurement of nonperforming assets: a cross-country comparison. Accessed in April 2022. (2018). <https://www.bis.org/fsi/publ/insights7.pdf>.
- [20] Kai Petersen, Robert Feldt, Shahid Mujtaba e Michael Mattsson. 2008. Systematic mapping studies in software engineering. Em *12th international conference on evaluation and assessment in software engineering (EASE)*. BCS Learning & Development. doi: <https://doi.org/10.14236/ewic/EASE2008.8>.
- [21] Lucas Pfeiffer Salomão Dias, Henrique Damasceno Vianna, Weslei Heckler e Jorge Luis Victória Barbosa. 2024. Identifying chronic disease risk behaviors: an ontology-based approach. *iSys - Brazilian Journal of Information Systems*, 17, 1, (jun. de 2024), 7:1–7:31. doi: [10.5753/isyss.2024.3762](https://doi.org/10.5753/isyss.2024.3762).
- [22] Reuters. 2020. Bank of brazil sells \$545.4 million in loans to btg pactual. Accessed in may 2022. (2020). <https://www.reuters.com/article/us-banco-do-brasil-loan-book-btg-pactual-idUSKBN2427M2>.
- [23] Open Risk. 2021. Non-performing loan ontology. Accessed in june 2023. (2021). <https://www.openriskmanagement.com/non-performing-loan-ontology/>.
- [24] Yuri Ivanovich Sigidov, Marina Aleksandrova Korovina, Aleksander Ivanovich Trubilin, Viktor Vilenovich Govdya e Nadezhda Konstantinovna Vasilieva. 2016. Creation of provision for doubtful debts. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 6, 4, 1542–1549. <https://ideas.repec.org/a/eco/journ1/2016-04-34.html>.
- [25] Sanju Kumar Singh, Basuki Basuki e Rahmat Setiawan. 2021. The effect of non-performing loan on profitability: empirical evidence from nepalese commercial banks. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 8, 4, 709–716. doi: <https://doi.org/10.13106/JAFEB.2021.VOL8.NO4.0709>.
- [26] Kristian Stancin, Patrizia Poscic e Danijela Jaksic. 2020. Ontologies in education-state of the art. *Education and Information Technologies*, 25, 6, 5301–5320. doi: <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10226-z>.
- [27] Jin Xiao, Yadong Wang, Jing Chen, Ling Xie e Jing Huang. 2021. Impact of resampling methods and classification models on the imbalanced credit scoring problems. *Information Sciences*, 569, 508–526. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.05.029>.
- [28] Natalia Yerashenia e Alexander Bolotov. 2019. Creating an intelligent system for bankruptcy detection: semantic data analysis integrating graph database and financial ontology. Em *Automated Reasoning Workshop 2019: Bridging the Gap between Theory and Practice*. Middlesex University. doi: <https://doi.org/10.1109/CBL.2019.00017>.
- [29] Samreen Zehra, Syed Farhan Mohsin Mohsin, Shaikat Wasi, Syed Imran Jami, Muhammad Shoaib Siddiqui e Muhammad Khaliq-Ur-Rahman Raazi Syed. 2021. Financial knowledge graph based financial report query system. *IEEE Access*, 9, 69766–69782. doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3077916>.

Received 18 November 2024; revised 11 February 2025; accepted 21 February 2025