

## Detecção de Fraudes: Uma Revisão Sistemática

Jean Avila Rangel · Maria Claudia  
Figueiredo Pereira Emer · Adolfo  
Gustavo Serra Seca Neto

Received: date / Accepted: date

**Resumo** Uma atividade fraudulenta é uma ação realizada por uma ou um grupo de pessoas que visam obter vantagem individual sobre determinado serviço ou recurso [Abdallah et al, 2016]. Para coibir fraudes e evitar prejuízos, corporações aplicam técnicas de detecção de fraudes. Este artigo apresenta uma revisão sistemática na literatura para estudar o Estado da Arte na área de detecção de fraudes e identificar os tipos e técnicas empregadas. Os resultados obtidos demonstram que a maior parte dos autores divide o problema em áreas onde as fraudes ocorrem com maior frequência. Dentro de cada área, técnicas específicas da computação são utilizadas para cada situação. Este trabalho identificou, categorizou e apresentou as técnicas e áreas mais abordadas pelos estudos anteriores. Como contribuição, este artigo apresenta uma discussão sobre o assunto, onde foi constatada a possibilidade de futuras investigações, como propor *benchmarks* para padronizar os testes aplicados nos algoritmos e utilizar ferramentas para localizar fraudes em órgãos públicos, pouco abordados nos estudos encontrados. Este artigo realizou uma revisão sistemática na literatura na área de detecção de fraudes, que é um problema gerador de prejuízos. Os trabalhos encontrados foram discutidos e a oportunidade de novos estudos foi constatada.

---

Jean Avila Rangel

Federal University of Technology - Paraná, 3165 Sete de Setembro Avenue, Curitiba, PR 80230-901, BRA

Maria Claudia Figueiredo Pereira Emer · Adolfo Gustavo Serra Seca Neto

Academic Department of Informatics, Federal University of Technology - Paraná, 3165 Sete de Setembro Avenue, Curitiba, PR 80230-901, BRA

E-mail: mciemmer@gmail.com

Adolfo Gustavo Serra Seca Neto

E-mail: adolfo@dainf.ct.utfpr.edu.br

**Keywords** Fraud detection · Anomaly detection · Deception detection · Standard deviation detection · Detecção de fraude · Detecção de anomalia · Detecção de engano · Detecção de desvio padrão

## 1 Introdução

A detecção de fraudes é utilizada para resolver problemas variados, sendo geralmente utilizada para reduzir falhas de segurança em sistemas onde há gasto de recursos com usuários mal intencionados.

O controle organizacional de uma empresa ou setor pode garantir a sua boa estabilidade. Soluções para detectar, prevenir e evitar fraudes podem se tornar uma ferramenta para auxiliar a economia de recursos [Chan et al, 1999].

Em todo contexto organizacional, cada ambiente possui um tipo de tratamento e armazenamento de dados. Portanto, ambientes podem possuir dados organizados de maneira estável por induzirem normativas e tecnologias padronizadas ou fazer exatamente o contrário, possuindo dados desorganizados com poucas conexões lógicas. Desta maneira, este estudo visa conhecer abordagens gerais e adaptáveis em detecção de fraudes.

A detecção de fraudes vem sendo utilizada há muito tempo para controle organizacional e econômico [Seyedhossein and Hashemi, 2010]. Em estudos realizados no estado da arte, houve uma grande apresentação sobre algoritmos para detectar fraudes em sistemas financeiros ou de cartão de crédito [Chan et al, 1999], [Chandola et al, 2009] e [Abdallah et al, 2016]

O objetivo geral deste trabalho é identificar, categorizar e agrupar técnicas e ferramentas para detecção de fraudes.

Como objetivos específicos, este trabalho busca:

- Examinar se os estudos realizados em detecção de fraudes possuem abertura para áreas pouco ou não abordadas. Caso haja necessidade, o trabalho poderá categorizar possíveis trabalhos futuros em lacunas no assunto;
- Elencar como os autores validaram suas pesquisas nas áreas de detecção de fraudes;
- Categorizar quais tecnologias foram as mais utilizadas para cada contexto.

A realização da revisão sistemática proposta por este trabalho para alcançar o objetivo geral obtém motivação devido à crescente expansão do Estado da Arte no assunto [Pejic-Bach, 2010]. Em pesquisas realizadas em bases de dados por trabalhos realizados na área de detecção de fraude, notou-se a produção de muito material anteriormente ao ano de 2010, porém com um significativo aumento na porcentagem de publicações posteriores a 2010. Este fator indica o crescimento do interesse da comunidade científica em pesquisar o assunto.

Junto com a importância do assunto verificada após os estudos, grande parte dos autores destacaram que o problema computacional ocorrido em to-

dos os casos é a não detecção de todos os falsos negativos (onde ações fraudulentas não são detectadas), bem como a classificação equivocada de falsos positivos (ações legítimas caracterizadas, erroneamente, como fraudulentas) com aceitável gasto de recurso. Desta forma, novas abordagens são necessárias para a continuidade do tema.

Idealmente, o custo para detectar uma fraude deve ser menor do que o gasto gerado por ela. Para ilustrar uma situação hipotética, uma empresa fictícia que contem um milhão de dados em um arquivo pode possuir 1% de falsos alarmes. Esta quantia, embora aparentemente pequena, representará para a equipe responsável em avaliar fraudes cerca de 10.000 avisos. Alocar funcionários para verificar cada uma destas informações terá um custo considerável para a empresa e deverá ser comparado com o prejuízo de deixar as fraudes acontecerem.

Embora cartões de crédito e sistemas de telecomunicações tenham sido criados há décadas, ainda estão em crescimento de utilização, resultando no aumento de possíveis fraudes e valores podendo gerar prejuízos [Abdallah et al, 2016]. No início dos anos 2000, as palavra chave "*fraud detection*" já contava com mais de 80 patentes registradas [Bolton et al, 2002].

Acrescentando à justificativa, em trabalhos futuros após este artigo, pretende-se desenvolver, ou utilizar, uma técnica para rastrear fraudes em setores públicos. Com isso, ferramentas de detecção de fraudes seriam aplicadas para descobrir problemas em dados de auditoria e controle em órgãos públicos.

A seguir, será descrito o referencial teórico que situará genericamente o assunto abordado. Na sequência, a metodologia utilizada para realizar esta revisão sistemática será apresentada e discutida. Por fim, os trabalhos encontrados serão elencados, analisados e discutidos para o fechamento desta revisão sistemática.

## 2 Referencial Teórico

Esta seção fornece um panorama geral no assunto de detecção de fraudes, situando o problema e relacionado com pesquisas.

De acordo com a Associação dos Examinadores de Fraudes Certificados (Association of Certified Fraud Examiners), a definição de fraude é: o uso de forma incorreta de algum setor ou recurso para o aumento dos benefícios individuais [Abdallah et al, 2016] e [Allan and Zhan, 2010].

A área de detecção de fraudes obteve início em pesquisas nas áreas da estatística e da matemática. No âmbito computacional, Fawcett and Provost [1997] realizaram uma das primeiras e principais abordagens encontradas na literatura. Em seus estudos, analisaram e criaram um sistema para detecção de fraudes em sistemas de telecomunicação. Em seus estudos, constaram que indivíduos fraudadores estão constantemente mudando suas táticas para burlar sistemas, que devem adaptáveis às novas situações.

Posteriormente, utilizando dados reais fornecidos por companhias bancárias, Chan et al [1999] realizaram um trabalho em detecção de fraude em cartões

de crédito e obtiveram um aumento nos seus resultados em comparação com técnicas de detecções de fraudes utilizadas anteriormente. Nas constatações, indicaram que os métodos mais potentes para detectar fraudes são utilizados em cartões de crédito. Porém as organizações não costumam revelar suas tecnologias de forma aberta, pois possíveis fraudadores podem se aproveitar do conhecimento e utilizar sistemas com má fé.

Segundo Fawcett and Provost [1997], há muitas técnicas para detecção de fraudes. As mais difundidas e utilizadas são as que produzem detecções por meio de regras pré estabelecidas e as que elaboram a comparação entre valores de dados. Estas classificações geraram duas ramificações iniciais em pesquisas da área.

Uma das ramificações, a detecção de fraude por meio de regras, determina que uma fraude será detectada devido ao conhecimento que a equipe adquiriu observando fraudes recorrentes em outrora. A vantagem nesta técnica está em predir como a fraude ocorre. A desvantagem está na possibilidade de descobrir somente fraudes já conhecidas.

O outro ramo na detecção de fraudes ocorre por meio de cálculos e comparação de valores. Como principal exemplo, um desvio no padrão comportamental de alguma variável pode ser identificado comparando seus dados com dados anteriores ou de outras variáveis similares. Sua principal vantagem é a utilização de algoritmos já conhecidos na literatura [Fawcett and Provost, 1997]. O problema apresentado pela técnica é a possibilidade do indivíduo fraudador conhecer e inserir dados fraudulentos de maneira em que o sistema não consiga o identificar como um usuário malicioso.

Provost, ao comentar sobre o trabalho de Bolton et al [2002], indica que é importante não visualizar a detecção de fraudes somente como uma área, mas desmembrá-la em sub-áreas para promover a interdisciplinariedade. Com isto, constata-se que a detecção de fraudes não possui uma técnica universal, pois ela contém diversas abordagens e mutações.

### 3 Metodologia

Ao primeiro momento do trabalho de revisão sistemática, o planejamento da estratégia de pesquisa norteia a procura de publicações na área abordada. Esta seção é destinada a detalhar o processo metodológico utilizado para orientar a revisão sistemática proposta.

A revisão da literatura foi baseada no trabalho apresentado por Kitchenham and Charters [2007], onde os elementos de pesquisa são definidos para desenvolver e relatar a revisão.

A revisão sistemática é, de acordo com Kitchenham [2004], uma forma de identificar, avaliar e interpretar todas as pesquisas relevantes para uma determinada situação. A autora indica que todos os estudos individuais em determinada área são categorizados como estudos primários, e as revisões sistemáticas, são chamadas de estudos secundários. As razões para desenvolver revisões sistemáticas são: (1) sumarizar as tecnologias e técnicas existentes;

(2) identificar as lacunas presentes nas pesquisas para sugerir novos estudos; prover um arcabouço para os autores obterem embasamento científico; e (3) examinar se as evidências empíricas dão suporte ou contradizem as hipóteses teóricas.

Para ajudar a selecionar o material para esta revisão sistemática, questões de pesquisa (QP) foram desenvolvidas, seguindo o modelo de revisões sistemáticas proposto por Kitchenham and Charters [2007]. As questões de pesquisa estão descritas a seguir:

- **QP1:** “*Quais são as áreas de detecção de fraudes mais estudadas na literatura?*”;
- **QP2:** “*Como a literatura categoriza as técnicas de detecção de fraudes?*”;
- **QP3:** “*Quais foram os problemas mais relatados pelos autores?*”;
- **QP4:** “*Como os autores testaram e validaram suas pesquisas?*”;
- **QP5:** “*Em qual área há pouca abordagem no estudo de detecção de fraudes?*”;
- **QP6:** “*Há espaço para futuras pesquisas na área?*”.

Foram selecionadas as bibliotecas digitais abaixo para embasar a pesquisa. O motivo da escolha foi a grande quantidade de material publicado com relevância científica.

- ACM Digital Library<sup>1</sup>
- IEEE Xplore Digital Library<sup>2</sup>
- ScienceDirect<sup>3</sup>
- SpringerLink<sup>4</sup>

A tarefa para selecionar os artigos pode ser visualizada no diagrama da Figura 1, onde as etapas foram divididas em início, desenvolvimento e conclusão. Na parte inicial, o tema é definido e publicações naquele tema são pesquisadas. Posteriormente, se após a busca por artigos a base de referências não estiver sólida para um bom estudo, a etapa de busca é refeita até obter uma boa base do Estado da Arte na área. Por fim, os artigos selecionados são estudados.

Como critérios de seleção e ordenação para a pesquisa, a revisão escolheu os artigos com maior número de citações e relevância para a área.

O principal critério de seleção foi a proximidade com o tema destacado na introdução deste trabalho, onde a detecção de fraudes deveria ser a principal abordagem do artigo.

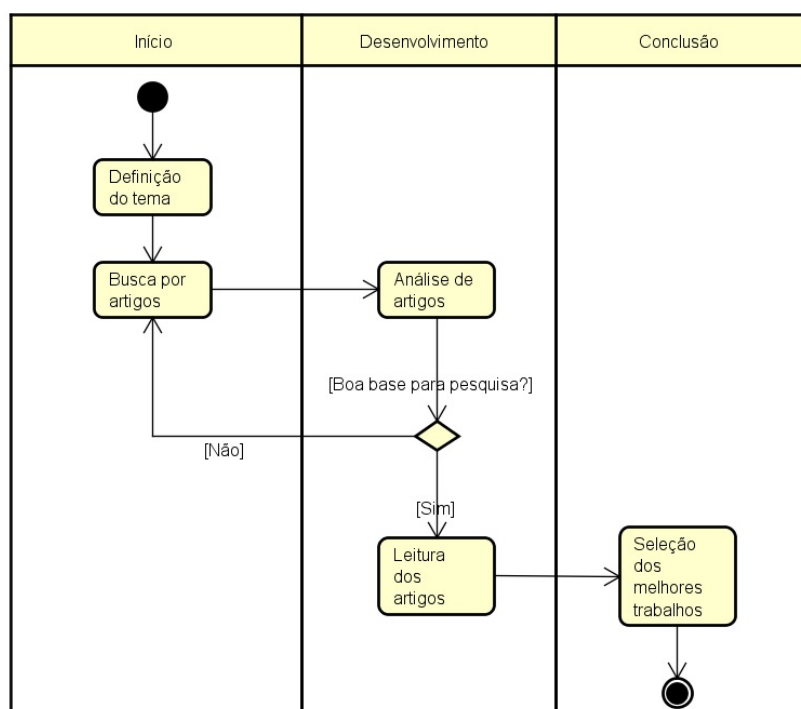
---

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

<sup>2</sup> <http://ieeexplore.ieee.org/>

<sup>3</sup> <http://www.sciencedirect.com/>

<sup>4</sup> <http://link.springer.com/>



**Figura 1** Diagrama de sequência indicando as etapas de seleção de artigos para a pesquisa.

Realizando uma exceção, os principais artigos que tratam do tema de detecção de fraudes foram inclusos no estudo para serem utilizados, principalmente na seção do referencial teórico, pois eram encontrados como referência na maioria dos trabalhos atuais.

Foram excluídos da revisão os artigos que fugiam do tema proposto, não possuíam citações ou relevância nas bases de dados ou eram anteriores ao ano de 2006. Os critérios de exclusão estão elencados abaixo. Foram excluídos da seleção os artigos contendo assuntos relacionados a detecção de fraudes em:

- Imagens, vídeos ou impressões físicas;
- Contextos biológicos, como análises de DNA e moléculas;
- Componentes eletrônicos;
- Dispositivos de segurança eletrônica relacionados a vírus, *firewalls* e *cyber* ataques.

Para esta revisão sistemática, obteve-se foco em detecção de fraudes em dados computacionais como números e informações em tabelas, arquivos de texto, planilhas eletrônicas, etc. Isso justifica a exclusão de artigos tratando de áreas como processamento de imagens, biologia, eletrônica e segurança de redes de computadores.

Para a busca de publicações, foram considerados somente trabalhos que realizaram uma revisão no Estado da Arte em detecção de fraude, na língua

**Tabela 1** Artigos publicados em conferências e revistas

Categoria	Quantia	Porcentagem
Conferência	12	55%
Revista	10	45%

inglesa e publicados no período entre 2006 e 2016. As palavras chave *fraud detection survey* foram utilizadas para a busca, que obteve artigos selecionados com a leitura na respectiva ordem: título, resumo e artigo completo. Foram considerados somente trabalhos em que nenhum novo método era apresentado ou testado. Portanto, somente revisões na literatura da área foram inclusas.

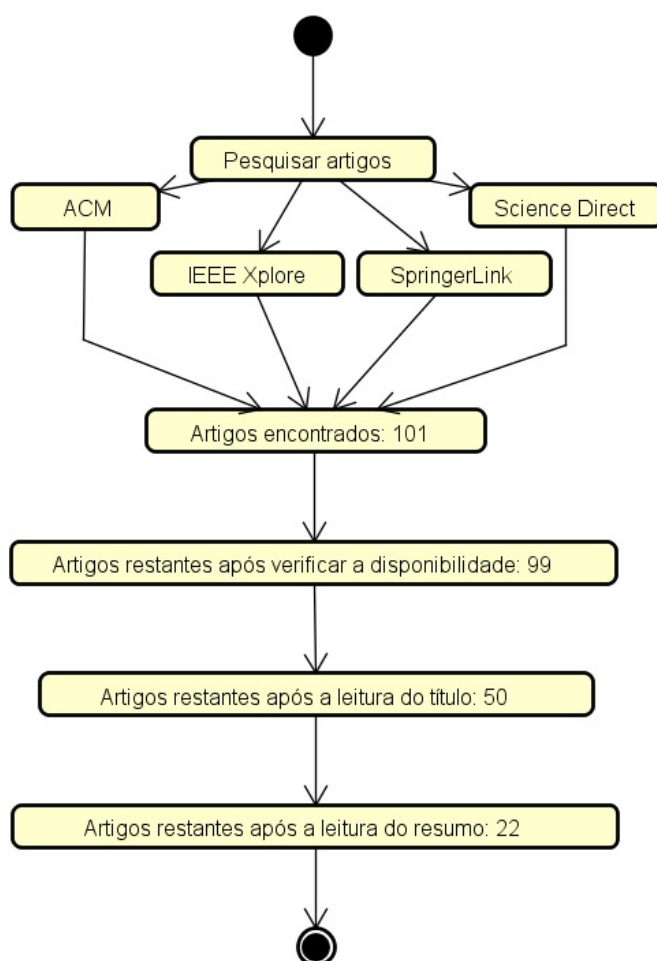
Na primeira fase da pesquisa, foi considerada a utilização da combinação das palavras chave a seguir, que foram eliminadas da metodologia:

- *fraud detection AND state of art OR systematic review OR meta analysis;*
- *anomaly detection AND survey OR state of art OR systematic review OR meta analysis;*
- *outlier detection AND survey OR state of art OR systematic review OR meta analysis;*
- *deception detection AND survey OR state of art OR systematic review OR meta analysis.*

Os resultados contendo os temas *anomaly*, *outlier* e *deception detection* juntamente com *survey* retornaram trabalhos duplicados em comparação com a pesquisa utilizando as palavras chave *fraud detection survey* ou fora do escopo, onde a grande parte foi eliminada da seleção através dos métodos de exclusão citados anteriormente. Por esta razão, as palavras chave não foram consideradas para a pesquisa de artigos.

Outras palavras que podem significar revisões sistemáticas na língua inglesa são *state of art*, *systematic review* ou *meta analysis*. Contudo, a utilização dessas palavras chave também se mostrou obsoleta em comparação à palavra *survey*, pois trouxe muitos resultados duplicados ou em áreas indesejadas para esta revisão sistemática, como processamento de imagens, biologia, eletrônica e segurança de redes de computadores.

Conforme demonstra a Figura 2, no início da revisão sistemática, foram encontrados 101 artigos com potencial para estruturar este trabalho. Destes, dois não estavam disponíveis para consulta. Após a leitura do título dos 99 artigos restantes, 49 foram excluídos. Posteriormente, seguindo os critérios de exclusão, foi realizada a leitura do resumo dos artigos. Posteriormente, 22 trabalhos foram selecionados para prosseguir a revisão sistemática proposta por este trabalho. Os trabalhos estão divididos entre conferências e revistas, conforme demonstra a Tabela 1.



**Figura 2** Etapas de exclusão dos artigos seguindo os critérios.

## 4 Estado da Arte

Esta seção irá apresentar os estudos de autores na área de detecção de fraudes. Conforme descrito na seção de metodologia, foram considerados artigos que realizaram uma revisão sistemática na literatura sobre o tema.

### 4.1 Revisões sistemáticas gerais em detecção de fraudes

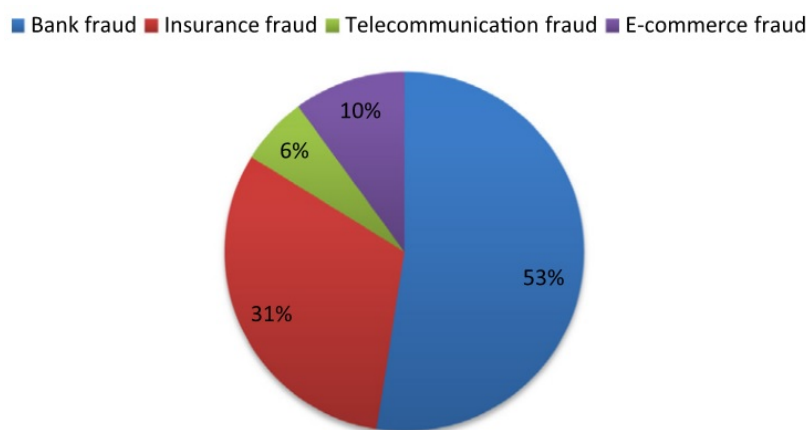
De acordo com o *Basel Committee on Bank Supervision*, existem fraudes de nível interno e externo. Fraudes em nível interno se referem às ocorridas quando empregados cometem fraudes contra a própria organização. Fraudes de nível



externo correspondem a clientes ou indivíduos distantes das organizações que obtém proveito de falhas variadas [Abdallah et al, 2016].

Ainda conforme Abdallah et al [2016], o índice de fraudes continua a crescer. De 2011 para 2016, por exemplo, obteve-se um acréscimo de 15% nas fraudes cometidas em sistemas de telecomunicações.

Abdallah et al [2016] elencaram as áreas mais presentes em trabalhos anteriores e as tecnologias mais utilizadas em cada contexto. Segundo os autores, fraudes ocorridas em bancos compõem 53% dos estudos, seguidas por fraudes em seguradoras (31%), em comércio eletrônico (10%) e em sistemas de telecomunicações (6%). O gráfico com as informações está demonstrado na Figura 3.



**Figura 3** Áreas com maior pesquisa em detecção de fraudes. Fonte: Abdallah et al [2016]

Flegel et al [2010] indicam que na indústria, a abordagem de detecção de fraudes não reflete à grande importância que a literatura dá para o tema. Fora do contexto acadêmico, a maior parte do processo de descobrir uma fraude é realizado por um humano que utiliza ferramentas populares para controle de dados, como planilhas eletrônicas *Microsoft Excel* ou *OpenOffice Calc*.

Os autores ressaltam que tecnologias para detectar e coibir tentativas de invasão em sistemas de redes de computadores não podem ser comparadas - ou suas técnicas utilizadas - com detecção de fraudes em dados financeiros. Flegel et al [2010] diferenciam as características de dados financeiros como sendo estruturas definidas de uma forma diferente com as características que usuários tentando atacar *hardwares* de computadores apresentam.

Contradizendo os argumentos de Flegel et al [2010], Pejic-Bach [2010] realiza uma revisão sistemática considerando artigos do período de 1956 à 2009 e chega a conclusões diferentes. A autora relata que a academia e a indústria dão grande atenção para detecção de fraudes, e categoriza as subáreas de maneira similar a Abdallah et al [2016].

Bansal et al [2016] classificam as abordagens da detecção de fraudes como aplicações para: cartões de crédito, seguradoras, sistema interno de empresas, sistema médico e de saúde e equipamentos industriais. O artigo apresenta as tecnologias para resolver os problemas apresentados, com enfoque na detecção de *outliers*.

Categorizando os *outliers*, os autores denominam: *Point Outliers*, *Contextual Outliers* e *Collective Outliers*, que são, respectivamente, *outliers* individuais, *outliers* por contexto ou *outliers* que realizam uma formação de cartel fora do padrão esperado. Bansal et al [2016] indicam que para detectá-los, as formas mais difundidas na literatura são: *Distance based outlier detection*, *Clustering based outlier detection*, *Density based outlier detection* e *Depth based outlier detection*.

## 4.2 Técnicas de detecção de fraudes

### 4.2.1 Tipos comuns de anomalias em dados

Ahmed et al [2015] identificam em sua revisão da literatura em detecção de anomalias os três tipos de anomalias mais comuns, que são: anomalia pontual, onde um dado está fora do padrão de um conjunto de dados; a anomalia contextual, onde um dado está fora do padrão de um conjunto de dados considerando o seu contexto (por exemplo, o acréscimo de gastos com cartões de crédito no dia 24 de dezembro, que é considerado uma exceção por contexto pelas compras natalinas); e anormalidades coletivas, onde espécies de cartões e conjuntos de dados são identificados fora do padrão dos demais dados.

### 4.2.2 Mineração de dados por aprendizado supervisionado e não-supervisionado

Focando-se em detecções de anomalias, Ahmed et al [2015] limitam-se a trabalhar com dados não-supervisionados, que são dados sem classificações e informações a respeito de seus conteúdos. Os autores indicam que a aplicação de técnicas de clusterização (como o algoritmo mais conhecido para a área, o *K-Means*) é comum para detectar anomalias nesses tipos de dados. Além das classificações apresentadas por Abdallah et al [2016], o estudo indica a fraude no mercado de ações como um nicho entre os criminosos, onde pessoas que possuem informações internas antes que o público geral as utilizam para realizar mudanças nos lucros.

Em contraste com os dados não-supervisionados, os dados supervisionados são informações em que os pesquisadores possuem controle de quais valores representam ou não uma fraude. Um exemplo de dados supervisionados são tabelas com informações de gastos em um cartão de crédito, onde o banco especificou previamente quais dados são considerados fraudulentos [Akoglu et al, 2015] e [Branco, 2016].

**Tabela 2** Técnicas e categorias mais utilizadas. Fonte: Abdallah et al [2016]

Método	Categoria	Técnica
Supervisionado	Classificação	Árvores de decisões Redes neurais artificiais Modelo oculto de Markov Inferência Bayesiana
Não-supervisionado	Clusterização	Lógica Fuzzy K-Means

Enquanto os métodos de clusterização tentam identificar padrões por não possuírem essa informação, os algoritmos de dados supervisionados realizam o treinamento sabendo quais informações são fraudulentas ou verossímeis. O problema apresentado pela utilização de dados supervisionados é a dificuldade de encontrar novas anomalias [Ahmed et al, 2015]. Ao final da revisão sistemática, os autores indicam que uma técnica universal para detectar fraudes ainda está para ser encontrada, devido à grande variação no contexto da anormalidade.

Rebahi et al [2011] discutem que além dos métodos supervisionados e não-supervisionados, alguns autores da literatura abordam a técnica baseada em aprendizado. A característica principal desta técnica está na necessidade de definir regras iniciais. Portanto, dados e conhecimentos de atividades fraudulentas são necessários para construir alarmes, que serão disparados quando dados naquelas características forem encontrados no sistema.

Pejic-Bach [2010], Wang [2010] e Raj and Portia [2011] analisaram trabalhos que utilizam algoritmos destinados a detectar fraudes. Com as pesquisas, constata-se uma grande frequência na utilização de determinadas abordagens, como as técnicas de redes neurais, lógica *fuzzy*, algoritmos genéticos, computação evolucionária (ou evolutiva), programação genética e otimização por nuvem de partículas. Raj and Portia [2011] constataram, além das técnicas apresentadas anteriormente, os métodos de aprendizado por Inferência Bayesiana, Teoria de Evidência de Dempster-Shafer, *BLAST-SSAHA Hybridization* e Modelo oculto de Markov.

A tabela 2 representa as abordagens e técnicas mais utilizadas em cada situação:

### 4.3 Áreas de detecção de fraudes

#### 4.3.1 Sistemas financeiros e cartões de crédito

Gullkvist and Jokipii [2013] apresentam a importância de indicadores de risco para auxiliar as corporações a detectar fraudes em setores financeiros. Segundo os autores, as fraudes podem ser prevenidas, detectadas e investigadas. Em qualquer caso, é importante que sistemas forneçam aos humanos

responsáveis por categorizar ações fraudulentas o indício de risco na fase mais inicial possível.

Para setores específicos de detecção de fraudes, a identificação de anomalias em tempo real se demonstrou importante. Edge and Falcone Sampaio [2009] realizaram um levantamento das técnicas financeiras no contexto de detecção de fraudes. Em cartões de crédito, o maior interesse nas pesquisas acontece no ramo de detecção de fraudes em tempo real, pois o prejuízo ocorrido após algum gasto ou transação indevida ser aprovada pode ser irreversível.

Desenvolvendo um panorama geral na área, Allan and Zhan [2010] compartilham seus resultados e constataam um problema para a literatura sobre o fato da detecção de fraudes em cartões de crédito possuir técnicas privadas para a indústria. Segundo os autores, as companhias bancárias não possuem interesse em compartilhar seus métodos para detectar fraudadores pois essas informações poderiam ser utilizadas de forma indevida por criminosos.

Perlich et al [2007] e Kanapickienė et al [2015] realizam trabalhos relacionando as áreas financeiras com a introdução de suas técnicas para detectar fraudes. Nas constatações, indicam que os indivíduos fraudadores devem ser considerados como internos ou externos à empresa, similarmente a categorização da *Basel Committee on Bank Supervision*. Por conter dois tipos de características, cada uma das abordagens de fraudes deve ser considerada distinta da outra. Em fraudadores internos, englobam-se os próprios funcionários e gerentes das organizações. Em usuários externos, são considerados os clientes mal intencionados ou criminosos.

#### 4.3.2 Assistência médica

Bauder et al [2016] e Li et al [2008] realizaram revisões na literatura visando ampliar a abordagem de detecção de fraudes na área da saúde. Ambos os estudos constataam que a área financeira de detecção de fraudes é geralmente adaptada de forma genérica para ser utilizada no contexto da saúde. Determinada abordagem se torna ineficiente em certos casos, indicando uma necessidade de aprofundamento nos estudos. Bauder et al [2016] também indicam que são utilizadas técnicas supervisionadas, não-supervisionadas e híbridas no contexto de saúde, onde geralmente as técnicas não-supervisionadas prevalecem, devido a dificuldade de obter determinados dados médicos.

#### 4.3.3 Big data e redes sociais

Feily et al [2009], Mahmood and Afzal [2013] e Sharma and Mangat [2015] relacionam o crescimento do termo *big data* com a necessidade de inspecionar os dados para detectar problemas. A maior dificuldade, segundo os autores, é gerenciar a grande quantidade de informação - geralmente desordenada - que a nova abordagem da computação produz. Sharma and Mangat [2015] ainda indicam em suas pesquisas que os próprios dados provenientes de *big data* podem ser utilizados para auxiliar mecanismos de detecção de fraudes.

Para ilustrar a situação anterior, Liu and Chawla [2015] e Yu et al [2016] discutem que as novas abordagens em detecção de fraudes provavelmente acontecerão em redes sociais. Com uma grande quantidade de dados para analisar, as novas ferramentas de comunicação proporcionam oportunidades para detectar grupos de pessoas e premeditar suas atitudes, podendo ser utilizadas para prevenir ataques terroristas, por exemplo. Os autores ressaltam que as técnicas de anomalias pontuais e grupos de anomalias estão presentes nessa área, onde os algoritmos baseados em grafos são os mais utilizados.

#### 4.4 Resposta às principais perguntas

Após o término da revisão sistemática, as questões de pesquisas levantadas na seção de metodologia podem ser respondidas. As constatações estão presentes abaixo:

- **QP1:** *"Quais são as áreas de detecção de fraudes mais estudadas na literatura?"*;  
**RQP1:** A maioria dos trabalhos obteve as seguintes áreas de fraudes em comum: bancos, dispositivos de telecomunicação, seguradoras, comércio eletrônico, leilões virtuais, mercado de ações e dados jurídicos. Os autores que citaram determinadas áreas estão relacionados na tabela 3.
- **QP2:** *"Como a literatura categoriza as técnicas de detecção de fraudes?"*;  
**RQP2:** Genericamente, os algoritmos para detectar fraudes realizam cálculos em dados supervisionados e não-supervisionados. Em métodos baseados em dados supervisionados, o pesquisador já possui a informação de qual dado é fraudulento. Em métodos baseados em dados não-supervisionados, ocorre o contrário. Há alguns autores que propõem uma abordagem híbrida ou por meio de regras.
- **QP3:** *"Quais foram os problemas mais relatados pelos autores?"*;  
**RQP3:** Algumas áreas específicas não possuem uma abordagem mais aprofundada. Geralmente, os pesquisadores utilizam algoritmos genéricos para detectar fraudes nos mais variados contextos. Um exemplo é a grande utilização de algoritmos das áreas econômicas e financeiras sendo aplicados para detectar fraudes em sistemas de saúde.
- **QP4:** *"Como os autores testaram e validaram suas pesquisas?"*;  
**RQP4:** Os autores utilizaram dados variados para cada contexto, como dados para técnicas supervisionadas e não-supervisionadas. Para comparar e validar com outros algoritmos, os autores executam técnicas conhecidas da literatura em dados de sua escolha e após, repetem o teste utilizando seus novos métodos para comparação de valores.
- **QP5:** *"Em qual área há pouca abordagem no estudo de detecção de fraudes?"*;

**Tabela 3** Áreas mais abordadas pelos autores no período entre 2006 e 2016.

Áreas	Autores
Cartão de crédito	Abdallah et al [2016], Bansal et al [2016], Ahmed et al [2015], Edge and Falcone Sampaio [2009], Allan and Zhan [2010], Pejic-Bach [2010], Raj and Portia [2011], Perlich et al [2007], Kanapickienė et al [2015], Branco [2016], Akoglu et al [2015]
Seguradoras	Abdallah et al [2016], Bansal et al [2016], Ahmed et al [2015], Pejic-Bach [2010], Branco [2016], Akoglu et al [2015]
Cuidados da saúde	Abdallah et al [2016], Bauder et al [2016], Li et al [2008], Bansal et al [2016], Pejic-Bach [2010]
Telecomunicação	Abdallah et al [2016], Ahmed et al [2015], Allan and Zhan [2010], Pejic-Bach [2010], Pejic-Bach [2010], Branco [2016], Akoglu et al [2015]
Comércio eletrônico	Abdallah et al [2016], Pejic-Bach [2010], Branco [2016], Akoglu et al [2015]
Leilões virtuais	Abdallah et al [2016]
Mercados de ações	Ahmed et al [2015]
Dados financeiros ou empresariais	Flegel et al [2010], Edge and Falcone Sampaio [2009], Gullkvist and Jokipii [2013], Allan and Zhan [2010], Pejic-Bach [2010], Wang [2010], Branco [2016], Akoglu et al [2015]
Redes sociais	Yu et al [2016], Liu and Chawla [2015], Feily et al [2009], Rebahi et al [2011]
Big data	Sharma and Mangat [2015], Mahmood and Afzal [2013]
Redes de computadores	Allan and Zhan [2010], Branco [2016], Akoglu et al [2015]
Equipamentos industriais	Bauder et al [2016]
Terrorismo	Allan and Zhan [2010]

**RQP5:** Em setores específicos e que estão em crescimento de interesse pela comunidade. Para padronizar os resultados de futuros autores, dados de *benchmarks* seriam possibilidades para novos estudos.

– **QP6:** “*Há espaço para futuras pesquisas na área?*”.

**RQP6:** Sim. Embora os principais tópicos tenham sido muito discutidos, melhorias gerais nas técnicas ainda são possíveis. Reduzir a incidência de falsos negativos e falsos positivos sem gasto excessivo de recursos humanos e computacionais são esperados para o futuro da área. Junto a esse fator, realizar a detecção de fraude em tempo real, coibindo os falsos negativos e falsos positivos de maneira satisfatória também é almejado para novas publicações.

## 5 Discussão

Nas seções anteriores, foi possível observar o estado das pesquisas relacionadas à detecção de fraudes. Conforme as observações realizadas, esta seção visa discutir os fatores em comum entre os trabalhos e os dados obtidos.

O principal desafio apontado pela maioria dos autores é a evolução das técnicas utilizadas pelos fraudadores para burlar os sistemas. Em estudos constatados por corporações bancárias, o comportamento esperado por fraudadores

demonstrou uma mutação quando os criminosos entenderam as técnicas para detectá-los [Bolton et al, 2002]. Indivíduos que em outrora utilizavam cartões de crédito somente para efetuar compras com a intenção de não pagá-las, perceberam que poderiam pagar compras iniciais para serem classificados como usuários comuns. Dessa maneira, possuíam maior margem para fraudar no futuro.

É importante ressaltar que a maioria dos estudos indicou que a verificação final se algum dado representa ou não uma fraude é uma tarefa recomendada para um ser humano, que pode ser auxiliado por uma ferramenta computacional, como um algoritmo.

Entendendo o problema de mutação nas técnicas criminosas, constata-se um contraste com a engenharia de software tradicional, que possui um processo de produção padrão, onde ocorre etapas de análise, projeto, codificação, implementação e testes [Sommerville, 2011]. Dessa maneira, a constante evolução das características de usuários fraudulentos pode se tornar um desafio para ser englobado em um modelo de desenvolvimento tradicional de software.

Ao analisar os trabalhos desenvolvidos na área de detecção de fraudes, não foi possível constatar a presença de um padrão no conjunto de dados que pudesse ser utilizado por diversos algoritmos para computação e comparação de valores. Em seus trabalhos, os autores utilizaram os mais variados tipos de dados, sendo possível identificar duas grandes características em comum: houveram autores que utilizaram dados controlados, possivelmente criado por eles; e dados não fictícios, onde utilizaram suas técnicas e algoritmos em informações providas de empresas e problemas reais.

O empecilho, porém, está no fato em que os autores comparam os seus algoritmos com os já existentes na literatura utilizando os dados que lhes são convenientes. Esta revisão sistemática propõe como sugestão para trabalhos futuros desenvolver e apresentar um conjunto de dados que possa servir como um *benchmark*, onde diversos pesquisadores possam realizar seus estudos nos mesmos ambientes, para fim de padronização dos testes.

## 6 Conclusão

Este trabalho realizou uma revisão sistemática na área de detecção de fraudes. Pesquisas realizadas para dar o panorama na área foram estudadas e discutidas. Ao obter os principais artigos publicados na área, constatou-se crescimento no índice de publicações na área acadêmica após o ano de 2010. Isto demonstra que o assunto está em ascensão de interesse. Em conclusão, o trabalho indica que a área, embora muito estudada, ainda concentra amplo poder para novas pesquisas.

Em trabalhos futuros, almeja-se continuar a pesquisa em detecção de fraudes, aplicando técnicas para auxiliar órgãos públicos a descobrir irregularidades em dados de auditoria e controle.

Após a finalização da revisão sistemática, espera-se a publicação dos resultados obtidos na revista Data Mining and Knowledge Discovery, a qual possui

a classificação de qualidade Qualis B1, elencada pela CAPES em sua última análise.

## Referências

- Abdallah A, Maarof MA, Zainal A (2016) Fraud detection system: A survey. *Journal of Network and Computer Applications* 68:90–113, DOI 10.1016/j.jnca.2016.04.007
- Ahmed M, Mahmood AN, Islam MR (2015) A survey of anomaly detection techniques in financial domain. *Future Generation Computer Systems* 55:278–288, DOI 10.1016/j.future.2015.01.001, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167739X15000023>
- Akoglu L, Tong H, Koutra D (2015) Graph based anomaly detection and description: A survey, vol 29. DOI 10.1007/s10618-014-0365-y, 1404.4679
- Allan T, Zhan J (2010) Towards fraud detection methodologies. 2010 5th International Conference on Future Information Technology, FutureTech 2010 - Proceedings DOI 10.1109/FUTURETECH.2010.5482631
- Bansal R, Gaur N, Singh SN (2016) Outlier detection: Applications and techniques in data mining. In: 2016 6th International Conference - Cloud System and Big Data Engineering (Confluence), pp 373–377, DOI 10.1109/CONFLUENCE.2016.7508146
- Bauder R, Khoshgoftaar TM, Seliya N (2016) A survey on the state of healthcare upcoding fraud analysis and detection. *Health Services and Outcomes Research Methodology* pp 1–25, DOI 10.1007/s10742-016-0154-8, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10742-016-0154-8>
- Bolton RJ, Hand DJ, Provost F, Breiman L, Bolton RJ, Hand DJ (2002) Statistical Fraud Detection: A Review. *Statistical Science* 17(3):235–255, DOI 10.1214/ss/1042727940
- Branco P (2016) A Survey of Predictive Modeling on Imbalanced Domains 49(2):1–50
- Chan PK, Fan W, Prodromidis AL, Stolfo SJ (1999) Distributed data mining in credit card fraud detection. *IEEE Intelligent Systems and their Applications* 14(6):67–74, DOI 10.1109/5254.809570
- Chandola V, Banerjee A, Kumar V (2009) Anomaly Detection: A Survey. *ACM Comput Surv* 41(3):15:1–15:58, DOI 10.1145/1541880.1541882, URL <http://doi.acm.org/10.1145/1541880.1541882>
- Edge ME, Falcone Sampaio PR (2009) A survey of signature based methods for financial fraud detection. *Computers and Security* 28(6):381–394, DOI 10.1016/j.cose.2009.02.001, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.cose.2009.02.001>
- Fawcett T, Provost F (1997) Adaptive Fraud Detection. *Data Mining and Knowledge Discovery* 1(3):291–316, DOI 10.1023/A:1009700419189, URL <http://dx.doi.org/10.1023/A:1009700419189>
- Feily M, Shahrestani A, Ramadass S (2009) A survey of botnet and botnet detection. *Proceedings - 2009 3rd International Conference on Emerging*



- Security Information, Systems and Technologies, SECURWARE 2009 pp 268–273, DOI 10.1109/SECURWARE.2009.48
- Flegel U, Vayssière J, Bitz G (2010) A State of the Art Survey of Fraud Detection Technology. Insider Threats in Cyber Security 49:73–84, DOI 10.1007/978-1-4419-7133-3, URL <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4419-7133-3>
- Gullkvist B, Jokipii A (2013) Perceived importance of red flags across fraud types. Critical Perspectives on Accounting 24(1):44–61, DOI 10.1016/j.cpa.2012.01.004, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.cpa.2012.01.004>
- Kanapickienė R, Grundienė Ž, Gimzauskiene E, Duoba K, Pavie X, Pinnington A, Vilkas M, Kanapickiene R, Grundiene Ž, Kanapickienė R, Grundienė Ž (2015) The Model of Fraud Detection in Financial Statements by Means of Financial Ratios. Procedia - Social and Behavioral Sciences 213:321–327, DOI 10.1016/j.sbspro.2015.11.545, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042815059005>
- Kitchenham B (2004) Procedures for performing systematic reviews. Keele, UK, Keele University 33(TR/SE-0401):28, DOI 10.1.1.122.3308, URL [http://csnotes.upm.edu.my/kelasmaya/pgkm20910.nsf/0/715071a8011d4c2f482577a700386d3a/{FILE/10.1.1.122.3308\[1\].pdf](http://csnotes.upm.edu.my/kelasmaya/pgkm20910.nsf/0/715071a8011d4c2f482577a700386d3a/{FILE/10.1.1.122.3308[1].pdf)
- Kitchenham B, Charters S (2007) Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering
- Li J, Huang KY, Jin J, Shi J (2008) A survey on statistical methods for health care fraud detection. Health care management science 11(3):275–287, DOI 10.1007/s10729-007-9045-4
- Liu Y, Chawla S (2015) Social Media Anomaly Detection : Challenges and Solutions. Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining pp 2317–2318, DOI 10.1145/2783258.2789990, URL <http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2783258.2789990>
- Mahmood T, Afzal U (2013) Security Analytics: Big Data Analytics for Cybersecurity. 2013 2nd National Conference on Information Assurance (NCIA) pp 129–134, DOI 10.1109/NCIA.2013.6725337
- Pejic-Bach M (2010) Profiling intelligent systems applications in fraud detection and prevention: Survey of research articles. ISMS 2010 - UKSim/AMSS 1st International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation pp 80–85, DOI 10.1109/ISMS.2010.26
- Perlich C, Rosset S, Lawrence RD, Zadrozny B (2007) High-quantile modeling for customer wallet estimation and other applications. Proceedings of the

- 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining - KDD '07 p 977, DOI 10.1145/1281192.1281297, URL <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1281192.1281297>
- Raj SBE, Portia aA (2011) Analysis on credit card fraud detection methods. 2011 International Conference on Computer, Communication and Electrical Technology (ICCCET) pp 152–156, DOI 10.1109/ICCCET.2011.5762457
- Rebahi Y, Nassar M, Magedanz T, Festor O (2011) A survey on fraud and service misuse in voice over IP (VoIP) networks. Information Security Technical Report 16(1):12–19, DOI 10.1016/j.istr.2010.10.012, URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.istr.2010.10.012>
- Seyedhossein L, Hashemi MR (2010) Mining information from credit card time series for timelier fraud detection. In: Telecommunications (IST), 2010 5th International Symposium on, pp 619–624, DOI 10.1109/ISTEL.2010.5734099
- Sharma S, Mangat V (2015) Technology and Trends to Handle Big Data: Survey. 2015 Fifth International Conference on Advanced Computing {&} Communication Technologies pp 266–271, DOI 10.1109/ACCT.2015.121, URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7079091>
- Sommerville I (2011) Engenharia de Software, 9th edn. Pearson Brasil
- Wang S (2010) A comprehensive survey of data mining-based accounting-fraud detection research. 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, ICICTA 2010 1:50–53, DOI 10.1109/ICICTA.2010.831, 1009.6119
- Yu R, Qiu H, Wen Z, Lin CY, Liu Y (2016) A Survey on Social Media Anomaly Detection. arXiv preprint 18(1):18, URL <http://arxiv.org/abs/1601.01102>, 1601.01102

## Appendices

Nesta seção estão presentes os apêndices que dão maiores detalhes sobre o trabalho.

### A - Cronograma

Conforme visto na Figura 4, o escopo do trabalho foi delimitado pelas tarefas: Definir tema; Definir objetivos, justificativa e motivação; Escolher o local para publicação; Elaborar o método de pesquisa; Revisar a literatura e selecionar trabalhos; Produzir artigo científico; e Publicar o artigo finalizado.

As tarefas foram divididas entre os meses de junho a setembro e receberam a classificação: Concluída ("OK", em verde); Em andamento ("Andam.", em amarelo); e Não iniciada ("Não Inic.", em vermelho).

Tarefa	Mês			
	Jun	Jul	Ago	Set
Definir tema.	OK			
Definir objetivos, justificativa e motivação.	OK			
Escolher o local para publicação.	Ok			
Elaborar o método de pesquisa.	OK			
Revisar a literatura e selecionar trabalhos.		OK	OK	
Produzir artigo científico.		OK	OK	
Submeter para a banca e publicar o artigo finalizado.				Andam.

Figura 4 Cronograma do planejamento do projeto.