



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

**FACULDADE DE DIREITO – FD
CURSO DE GRADUAÇÃO EM DIREITO**

RODRIGO OTÁVIO COELHO HILDEBRAND

**A EXPERIÊNCIA DO TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO COM
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

BRASÍLIA – DF

2021

RODRIGO OTÁVIO COELHO HILDEBRAND

**A EXPERIÊNCIA DO TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO COM
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Trabalho de conclusão de curso apresentado como exigência parcial para obtenção do grau de Bacharelado em Direito na Universidade de Brasília, sob orientação do Prof. Dr. Fabiano Hartmann

BRASÍLIA – DF

2021

RODRIGO OTÁVIO COELHO HILDEBRAND

**A EXPERIÊNCIA DO TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO COM
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Trabalho de conclusão de curso apresentado como exigência parcial para obtenção do grau de Bacharelado em Direito na Universidade de Brasília, sob orientação do Prof. Dr. Fabiano Hartmann

Data: ____ / ____ / ____

Nota: _____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Fabiano Hartmann Peixoto
Orientador- UnB

Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto
Avaliador- UnB

MSc. Sérgio Túlio Teixeira e Silva
Avaliador- UFG / TCE-GO

RESUMO

Nos últimos anos, o Tribunal de Contas da União (TCU), assim como outros órgãos da Administração Pública Federal, tem se adaptado para realizar mais fiscalizações baseadas em dados, com o uso de técnicas avançadas de Análise de Dados, Mineração de Dados e Inteligência Artificial. O presente trabalho ilustrará, por meio de revisão normativa e bibliográfica, algumas dessas iniciativas desenvolvidas nos últimos cinco anos, buscando, sempre, que possível, apontar os sucessos, desafios e potenciais das experiências realizadas. Além de servir de vitrine aos Tribunais de Contas estaduais, o TCU também pode impactar a utilização dessas técnicas em órgãos dos demais poderes. Para o estudo do Direito, é interessante a avaliação de técnicas inovadoras em um sistema isolado, mas paralelo, ao sistema tradicional de Justiça, uma vez que o TCU é um órgão aplicador do Direito (em especial Administrativo e Regulatório) alheio ao Poder Judiciário.

PALAVRAS-CHAVE: Direito. Inteligência Artificial. Tribunal de Contas da União. Controle Externo.

ABSTRACT

In the recent years, the Brazilian Supreme Audit Institution (TCU) has changed its audits by inserting new analytical procedures, such as Data Mining and Artificial Intelligence techniques. This essay will illustrate some of the initiatives developed in the past five years, highlighting the successes, challenges and potentials of these experiences. TCU has a leadership role amongst the states' Audit Institutions, as well as to the Judiciary and Legislative Powers. To Law studies, it has to be stressed that the SAI does not make part of the traditional Justice system, but it is a field of application of the Regulatory and Administrative Laws and it can influence other branches of Law.

KEYWORDS: Law. Artificial Intelligence. TCU. Brazilian SAI. External Control.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	8
1. O TCU E SUA ESTRUTURA	10
1.1. Estrutura decisória do Tribunal de Contas da União.....	11
1.2. Secretaria de Fiscalização de Tecnologia da Informação.....	12
1.3. Secretaria de Gestão de Sistemas e de Informações para o Controle.....	13
1.4. Secretaria de Controle Externo da Previdência, do Trabalho e da Assistência Social	15
2. A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E ALGUNS DE SEUS RAMOS	17
2.1. Outras questões de interesse no tema Inteligência Artificial no Controle Externo	21
3. AS EXPERIÊNCIAS CENTRALIZADAS DE ANÁLISE DE DADOS E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	24
3.1. LabContas – Laboratório de Informações de Controle	24
3.2. Alice – Sistema de Análise de Licitações e Editais.....	25
3.3. DGI – Consultas	27
3.4. Sofia – Sistema de Orientação sobre Fatos e Indícios para o Auditor	29
3.5. Mônica – Monitoramento Integrado para Controle de Aquisições	30
3.6. Ágata – Aplicação Geradora de Análise Textual com Aprendizado.....	31
3.7. Adele – Análise de Disputa em Licitações Eletrônicas.....	33
3.8. Carina – <i>Crawler</i> e Analisador de Registros da Imprensa Nacional.....	33
3.8. Zello – o <i>chatbot</i> do TCU.....	33
4. AS EXPERIÊNCIAS TEMÁTICAS DE ANÁLISE DE DADOS E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	35
4.1. FCB – Fiscalização Contínua de Benefícios	35
4.2. Modelo para identificação de benefícios previdenciários com indícios de fraude	38
4.3. Modelo para identificação de benefícios trabalhistas com indícios de fraude .	41

4.4. Análise de impacto do Programa Bolsa Família na busca por emprego formal	42
CONSIDERAÇÕES FINAIS	45
REFERÊNCIAS	46

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Matriz de Confusão.....	20
Figura 2 – Alice – Fluxo da Auditoria Preventiva na CGU	26
Figura 3– DGI Consultas.....	28
Figura 4 - DGI Consultas - exemplo de uso.....	29
Figura 5 – Fluxo de fases do Ágata.....	32
Figura 6 – Exemplo de uso do Zello	34
Figura 7 – Fases do modelo Crisp-DM	36
Figura 8 – Processo de trabalho da Fiscalização Contínua de Benefícios	37
Figura 9 – Classificação de resultado de modelo	42

INTRODUÇÃO

A Inteligência Artificial, bem como as técnicas que a compõem, tem sido utilizada nos mais variados graus em diversas áreas de conhecimento humano.

O Tribunal de Contas da União, ente responsável pela fiscalização de políticas públicas federais, tem desenvolvido, nos últimos anos, uma série de iniciativas relacionadas ao tema, com algumas características, potenciais e riscos próprios.

O presente texto tem como objetivo principal descrever, a partir de uma análise descritiva e exploratória da *praxis* relatada na literatura especializada (método), a experiência do uso de IA nas atividades de fiscalização do TCU, destacando os benefícios e os riscos dessa interseção.

Como etapas, abordam-se: o TCU e sua estrutura; a Inteligência Artificial e alguns de seus ramos; as experiências centralizadas com Análise de Dados e Inteligência Artificial; as experiências temáticas de Análise de Dados e Inteligência Artificial; e outras questões relacionadas.

É importante destacar que há um recorte temporal – 2015 a 2021 –, com raras menções a iniciativas e trabalhos anteriores, quando necessário.

Não é escopo do trabalho exaurir todas as iniciativas realizadas pela Corte de Contas no campo da Tecnologia da Informação, da Análise de dados ou da Inteligência Artificial; nem todos os desdobramentos de cada trabalho apresentado. Busca-se, contudo, a análise o mais detalhada possível em cada ponto estudado, sempre apontando possibilidades para pesquisas futuras.

1. FUNDAMENTOS: A ESTRUTURA DO TCU E RAMOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

1.1. O Tribunal de Contas da União

O Tribunal de Contas da União, a Corte de Contas, é um órgão que tem demonstrado sua vital importância na sociedade brasileira atual, trazendo transparência, *accountability* e padrões de excelência às políticas públicas federais.

Seja ao apontar desvios e problemas graves em contratos públicos – como no caso dos Acompanhamentos das Ações de Combate à Covid-19 –, seja ao identificar *benchmarks* e melhores práticas, o Controle Externo tem sido cada vez mais presente no dia-a-dia dos gestores públicos.

Criado em 7 de novembro de 1890, pelo Decreto-Lei 966-A, de iniciativa de Rui Barbosa, o Tribunal de Contas da União (TCU) trouxe ao cenário brasileiro um órgão inspirado nos princípios da autonomia, fiscalização, julgamento, vigilância e energia (BRASIL, 2020).

Com a Constituição Federal, de 1988 (CF/88), o TCU definiu-se como órgão do Poder Legislativo, auxiliar ao Congresso Nacional, mas com competências e atribuições próprias, como se depreende dos artigos 70 e 71 da CF/88:

Art. 70. A fiscalização contábil, financeira, orçamentária, operacional e patrimonial da União e das entidades da administração direta e indireta, quanto à legalidade, legitimidade, economicidade, aplicação das subvenções e renúncia de receitas, será exercida pelo Congresso Nacional, mediante controle externo, e pelo sistema de controle interno de cada Poder.

Parágrafo único. Prestará contas qualquer pessoa física ou jurídica, pública ou privada, que utilize, arrecade, guarde, gerencie ou administre dinheiros, bens e valores públicos ou pelos quais a União responda, ou que, em nome desta, assumira obrigações de natureza pecuniária.

Art. 71. O controle externo, a cargo do Congresso Nacional, será exercido com o auxílio do Tribunal de Contas da União, ao qual compete:

Pelo disposto nesse trecho da CF/88, o Controle Externo no Brasil desenvolve-se na modalidade administrativa – organizando-se dentro da esfera do Poder Legislativo – e no formato de Corte de Contas – há poder coercitivo, quase judicial, em formato colegiado, ao contrário de Controladorias tradicionais, como a Controladoria dos Estados Unidos da América, o *US Government Accountability Office* (GAO).

As Instituições Superiores de Controle – ou *Supreme Audit Institutions* (SAI) – nacionais subdividem-se em três grupos: o modelo anglo-saxão, o judicial, e o colegiado (caso brasileiro), como indicado pelo Departamento para o Desenvolvimento Internacional da ParlAmericas (PARLAMERICAS 2020).

Dentre as forças e fraquezas do modelo colegiado, apontadas pela instituição, destacam-se a diversidade das decisões proferidas (geralmente consensuais ou votadas), o reforço do sistema de freios e contrapesos em cenários de fracos controles financeiros, e, por outro lado, a morosidade das decisões e a fragilidade do processo de indicação das autoridades do colegiado.

Nesse texto, focaremos no Controle Externo federal, realizado pelo Congresso Federal, com o auxílio do Tribunal de Contas da União, mas destaca-se que o sistema pátrio também conta com sistemas subnacionais, como os dos Tribunais de Contas estaduais e Assembleias Estaduais (27, um para cada Unidade da Federação) e alguns Tribunais de Contas dos Municípios (órgãos estaduais da Bahia, Goiás e Pará). Além desses casos, há dois Tribunais de Contas de Municípios, de São Paulo e do Rio de Janeiro, que auxiliam as respectivas Câmaras de Vereadores.

Por se tratar de órgão independente e autônomo (que alguma doutrina chega a classificar nos limites de um Poder constituído, visto para além da tripartição clássica – LAGE 2014), o TCU rege-se por normativos de grande nível de abstração, como a própria Constituição Federal, de 1988, e a Lei Orgânica do TCU (LOTUCU, Lei 8.443, de 16/7/1992).

Por outro lado, para seu funcionamento, normativos de menor nível de abstração são necessários, tais qual o Regimento Interno do TCU (Resolução TCU 155, de 4/12/2002), entre outros instrumentos, como portarias e resoluções.

1.2. Estrutura decisória do TCU

Do primeiro conjunto de normativos, frisa-se a estrutura decisória do Tribunal de Contas da União (Arts. 62 e seguintes da LOTUCU): há um órgão composto pelos nove ministros, seus substitutos (quatro ministros-substitutos, mencionados em normativos mais antigos, a exemplo da CF/88, como “auditores”) e o representante do Ministério Público junto ao TCU – Plenário; dois órgãos fracionários, com parte dos ministros e competências específicas – Primeira e Segunda Câmara; e os próprios

ministros, que possuem competências próprias. Enfatizamos, ainda, o papel de liderança operacional e administrativa do ministro Presidente.

As presidências do TCU são estabelecidas por voto do Plenário para um mandato de um ano, permitida a reeleição para um segundo mandato (Resolução TCU 246, de 30/11/2011, Regimento Interno do Tribunal de Contas da União, art. 24).

Nesse contexto, administrativamente, o TCU tem se estruturado em três grandes Secretarias-Gerais, a Secretaria-Geral da Presidência (Segepres), a Secretaria-Geral de Administração (Segedam) e a Secretaria-Geral de Controle Externo (Segecex), unidade administrativa que comporta as unidades técnicas temáticas.

Em 2012, houve um esforço institucional, materializado pela Portaria TCU 329, de 21/12/2012¹, que buscou trazer mais **especialidade temática** às unidades técnicas, em especial para as unidades da Segecex.

Para o presente texto, destacamos três unidades apresentadas no normativo: a Secretaria de Gestão de Sistemas e de Informação para o Controle (Seginf); a Secretaria de Fiscalização de Tecnologia da Informação (Sefti) e a Secretaria de Controle Externo da Previdência, do Trabalho e da Assistência Social (SecexPrevidência).

Essas três unidades são responsáveis, em alguma medida, pela fiscalização de políticas públicas com o uso de ferramentas de TI e com a possibilidade de aplicação de técnicas de Inteligência Artificial.

1.3. Secretaria de Fiscalização de Tecnologia da Informação

Há, contudo, algumas divergências expressivas entre as três unidades citadas. Inicialmente, trataremos da Secretaria de Fiscalização de Tecnologia da Informação (Sefti), unidade responsável em fiscalizar a gestão e o uso de recursos de TI pela Administração Pública Federal (Portaria-Sefti 3, de 25/11/2008²).

1

<https://portal.tcu.gov.br/lumis/portal/file/fileDownload.jsp?fileId=8A8182A24F0A728E014F0B2747285459>

2

<http://portal.tcu.gov.br/lumis/portal/file/fileDownload.jsp?inline=1&fileId=8A8182A14DB4AFB3014DB65ED7DA1BEC>

Seu objeto de fiscalização, portanto, é a TI utilizada pelos órgãos públicos. Pode-se avaliar e fiscalizar o uso da Inteligência Artificial, mas não se exige, necessariamente, o seu uso nos procedimentos adotados pelas equipes de auditoria.

Por essa razão, **não serão abordadas no presente texto**, as iniciativas de Inteligência Artificial e Análise de dados da unidade em sua atuação de unidade fiscalizadora de TI da Administração Pública. Estratégias desenvolvidas pela unidade para uso pelo Tribunal, contudo, são escopo do presente texto.

Cabe ressaltar que durante todo o período contemplado pelo presente estudo – 2015 a 2021 – a Sefti manteve a mesma denominação e competência.

1.4. Secretaria de Gestão de Sistemas e de Informações para o Controle

A segunda unidade “de TI no Controle Externo” que nasce da Portaria TCU 329/2012 é a Seginf. Ela se estrutura como unidade fomentadora do uso de técnicas de Análise de dados, Mineração de dados e IA, no contexto das demais unidades da Segecex.

Também se desenvolvem, sob sua supervisão, soluções que, em si, trazem algoritmos de IA, a serem utilizados pelas equipes de auditoria. Algumas dessas iniciativas serão detalhadas em capítulo específico sobre as **experiências centralizadas de Análise de Dados e Inteligência Artificial**.

Na Portaria TCU 329/2012, a Segecex contava com a estrutura de uma Secretaria-Geral Adjunta de Controle Externo (Adgecex) e quatro coordenações-gerais de controle externo. Apenas duas secretarias respondiam a essa Secretaria-Geral Adjunta: a Seginf e a Secretaria de Métodos Aplicados e Suporte à Auditoria (Seaud).

Nota-se, portanto, que, apesar de fazer parte do Controle Externo, a Seginf possuía característica de consultoria, respondendo de maneira mais direta ao Secretário de Controle Externo, sem a necessidade de interlocução entre os coordenadores de controle externo.

Em 2016, por meio da Resolução TCU 284, de 30/12/2016³, a Seginf passa a ser definida como a Secretaria de Gestão de Informações para o Controle Externo (SGI), ainda vinculada diretamente à Adgecex.

Dentre as competências da SGI, cabe o fomento à utilização de técnicas e soluções tecnológicas voltadas à análise de dados e ao consumo de informações para o Controle Externo, bem como a identificação de oportunidades do uso de análise de dados como ferramenta de auxílio e fomento às atividades de Controle Externo.

Em 2018, por meio da Resolução TCU 305, de 28/12/2018⁴, houve uma reestruturação que, apesar de manter as competências da SGI, retira a linha direta entre a secretaria e a Adgecex, igualando-a às demais secretarias da Segecex.

Em 2020, por meio da Resolução TCU 324, de 30/12/2020⁵, uma nova mudança agrega as competências da SGI em uma nova e maior secretaria, a Secretaria de Orientação, Métodos, Informações e Inteligência para o Controle Externo e o Combate à Corrupção (Soma).

Do extenso rol de suas competências, destacamos:

Art. 46. Compete à Soma:

I - desenvolver, propor, sistematizar, avaliar e disseminar diretrizes, normas e orientações relativas às ações de controle externo, bem como à atividade de inteligência e à gestão de informações necessárias ao exercício das funções desempenhadas pelas unidades vinculadas à Segecex, inclusive no combate à corrupção;

II - apoiar as unidades vinculadas à Segecex no que concerne ao emprego de métodos e técnicas para o controle externo, à supervisão de trabalhos de fiscalização, ao uso das soluções de tecnologia da informação, à identificação, obtenção e gestão de informações aplicadas ao controle externo, assim como à produção de conhecimento de inteligência e às ações voltadas ao combate à corrupção;

[...]

3

<https://portal.tcu.gov.br/lumis/portal/file/fileDownload.jsp?fileId=8A8182A259752DDF0159931CAAB77297>

4 <https://portal.tcu.gov.br/biblioteca-digital/resolucao-305-2018.htm>

5

https://portal.tcu.gov.br/data/files/13/00/E8/9A/4BDC67106D09B867F18818A8/BTCU_01_de_04_01_2021_Especial%20%20-%20Cargos.%20Fun%C3%A7%C3%B5es%20de%20Confian%C3%A7a.%20Estrutura%20e%20Compet%C3%Aancias%20das%20Unidades%20do%20TCU.pdf

VI - atuar no planejamento, na concepção, no desenvolvimento e no aprimoramento dos serviços digitais e das soluções de tecnologia da informação que dão suporte ao controle externo;

[...]

VIII - identificar, obter, tratar, analisar, produzir, sistematizar, gerir e disponibilizar dados, informações e conhecimentos necessários às ações de controle externo, inclusive no que concerne à atividade de inteligência de controle e à avaliação de riscos de corrupção;

[...]

X - coordenar e apoiar a concepção, prospecção e prototipação de soluções tecnológicas voltadas à análise de dados e ao uso de informações que dão suporte à atividade de inteligência e às ações de controle externo;

XI - fomentar a utilização de soluções tecnológicas voltadas à análise de dados e ao uso de informações para o controle externo;

XII - identificar oportunidades de aprimoramento do uso de análise de dados como ferramenta de auxílio e fomento às ações de controle externo;

[...]

Percebe-se, portanto, que persiste o papel da Soma em multiplicar técnicas de Análise de Dados e de Inteligência Artificial entre as unidades temáticas do TCU.

1.5. Secretaria de Controle Externo da Previdência, do Trabalho e da Assistência Social

Por fim, destacamos a SecexPrevidência, uma unidade técnica temática sem relação direta com TI ou IA (seu objeto de controle são políticas públicas relacionadas à Previdência Social, à Assistência Social e ao Trabalho), mas que possui diversas fiscalizações que se utilizaram de Análise de dados, Mineração de dados e IA. Essas iniciativas e potenciais serão discutidos em seção específica, sobre as **experiências temáticas de Análise de Dados e Inteligência Artificial**.

A relação entre as estratégias de fiscalização em um contexto de grandes bases de dados foi abordada por Barros *et al* (2014) em texto que trouxe a experiência da SecexPrevidência em utilizar grandes bases de dados e técnicas de Análise de Dados nas políticas públicas sob sua responsabilidade.

Antes do processo de especialização temática, a função de Governo da Previdência Social era fiscalizada pela unidade “5ª Secretaria de Controle Externo”, que era responsável por essa e outras funções de Governo sem que houvesse uma coesão

temática, mas somente um rol de jurisdicionados (o Ministério das Relações Exteriores, por exemplo, era fiscalizado por essa unidade).

Com a Portaria TCU 329/2012, a nova unidade agregou as funções de Governo da Previdência Social, da Assistência Social e do Trabalho, passando a se chamar de Secretaria de Controle Externo da Previdência, do Trabalho e da Assistência Social (SecexPrevidência), subordinada à Coordenação-Geral de Controle Externo da Área Social (Cosocial).

Em 2016, por meio da Portaria Secex Previdência 1, de 2/6/2016, criou-se o Núcleo de Análise de Dados e Tecnologia da Informação (Ncad), que teria as competências de:

I - Planejar, operacionalizar e executar acompanhamentos, com base em Análise de Dados e Tecnologia da Informação, quanto à concessão, manutenção e pagamento de benefícios sociais nas áreas de Previdência Social, Trabalho e Assistência Social;

II - Disseminar informações referentes a fiscalizações contínuas junto às diretorias;

III - Coordenar as atividades com outras unidades do Tribunal referente ao uso de Tecnologia da Informação em ações de Análise de Dados;

IV - Apoiar e realizar, por demanda das diretorias ou por conta própria, análises quantitativas que suportem as ações de controle;

V - Auxiliar a capacitação das diretorias em técnicas e ferramentas quantitativas, de Análise de Dados ou Tecnologia da Informação;

VI - Identificar as capacitações necessárias à estruturação da equipe de fiscalização contínua;

VII – Acompanhar o andamento do processo de extração, carga e tratamento das bases de dados realizado por outras unidades do Tribunal;

VIII – Identificar a oportunidade de acordos de cooperação com as unidades jurisdicionadas para obtenção de dados a serem utilizados nas fiscalizações contínuas e nos painéis;

IX – desempenhar outras atividades que lhe forem atribuídas pelo Secretário.

Durante os anos de 2019 e 2020, a função Trabalho foi fiscalizada por unidade técnica específica, a Secex Trabalho, incluindo um núcleo equivalente ao Ncad, responsável pelos trabalhos de Análise de Dados e Inteligência Artificial. Nesse mesmo período, a fiscalização da Gestão Tributária (especialmente Receita Federal do Brasil e Procuradoria-Geral da Fazenda Nacional) passa a integrar as competências da Secex Previdência.

Paralelamente, em 2019, por meio da Portaria Secex Previdência 2, de 15/4/2019, o Ncad passa a ser classificado como uma diretoria – a Diretoria de Análise de Dados e Tecnologia da Informação (Dcad) –, ganhando mais destaque institucional e autonomia, dobrando em tamanho sua equipe.

Em 2020, por meio da Resolução TCU 324/2020, deu-se um novo desenho à fiscalização de benefícios sociais com uso de ferramentas de TI. Inaugurou-se uma gestão compartilhada, ou híbrida, entre duas secretarias.

A Dcad migrou para a Secretaria de Fiscalização de Integridade de Atos e Pagamentos de Pessoal e de Benefícios Sociais (Sefip), passando a se chamar Diretoria de Fiscalização de Benefícios Sociais (Dibes).

Em paralelo a essa alteração, criou-se na mesma secretaria, Sefip, o Serviço de Inteligência Artificial Aplicada ao Controle de Pessoal e de Benefícios (SAI), conforme Portaria Sefip 2, de 25/2/2021.

1.6. A Inteligência Artificial e alguns de seus ramos

As competências de fiscalização do Tribunal de Contas da União (e do Controle, como regra) subdividem-se em dois grandes ramos: as fiscalizações em conformidade e as fiscalizações de performance (desempenho ou operacionais).

Enquanto o primeiro conjunto avalia se determinada despesa foi legal ou não – avaliando questões vinculadas, como critérios de legalidade e legitimidade –, o segundo busca identificar melhorias possíveis dentro da discricionariedade de atuação do gestor – recomendando caminhos viáveis, conforme *benchmarks* nacionais e internacionais.

Nessa segunda linha, o TCU tem estimulado – interna e externamente – a adoção de técnicas cada vez mais avançadas no controle das políticas públicas federais, ou, segundo Costa e Bastos (2020), “[...] diante do novo panorama mundial em que a quarta fase da industrialização contempla inovações tecnológicas, a adoção de ferramentas baseadas em inteligência artificial (IA), no âmbito do controle externo, torna-se imprescindível”.

Paiva (2017) levantou algumas questões sobre o uso de ferramentas de Tecnologia da Informação no Tribunal de Contas da União, sob o viés do binômio “celeridade x qualidade” na percepção de auditores da Corte de Contas. O uso de

ferramentas de IA encontra-se nesse contexto, como uma importante forma de ampliar o alcance da fiscalização do TCU em um cenário de redução de orçamento e pessoal e aumento de complexidade dos objetos fiscalizados.

Lima e Diniz (2019) apontam alguns desafios dos Tribunais de Contas do Século XXI quanto à “utilização intensiva das tecnologias de informação e comunicação voltadas ao controle externo e a cultura da inovação”.

Nessa frente, apontam o uso da IA como forma de a fiscalização antecipar possíveis estratégias de fraude e de práticas irregulares. Trazem o entendimento de Stumpf (2016) de que o tribunal teria três principais desafios: técnico (especialmente quanto à qualidade dos dados utilizados); regulatório (restrições legais e normativas); e cultural (aspectos comportamentais).

Dentro do contexto do desafio técnico e cultural, o objeto desse texto é identificar **a experiência do TCU com a Inteligência Artificial no Controle Externo**. Para tanto, utilizaremos a definição de Inteligência Artificial restrita (*narrow*), ou, em tradução livre, a habilidade das máquinas de copiar as capacidades humanas em domínios restritos, com diferentes graus de sofisticação técnica e autonomia (“*Artificial narrow intelligence is the ability of machines to resemble human capabilities in narrow domains, with different degrees of technical sophistication and autonomy*”) (ARTICLE 19, 2018).

No campo do Direito, destaca Hartmann Peixoto que a IA pode ser útil:

[...] desde sistemas de controle, checagens e verificações de correção; predição de cenários e recomendações; sistemas de análises e estratégias; incrementos em automação de processamento de documentos; etc.

Esse conceito de IA será utilizado como uma das formas de se realizar a Análise de Dados (ou *Analytics*) em determinado problema. Análise de Dados seria, então, uma forma de organizar, sumarizar e trazer sentido a um conjunto de dados de tal forma que se encontrem respostas a um determinado problema – de pesquisa ou, no caso, de fiscalização (TEIXEIRA, 2011). Quando o termo Análise de Dados ou *Analytics* for utilizado nesse texto, ele será, portanto, visto em seu sentido amplo e conterá as técnicas e ferramentas de IA.

Já no campo oposto, entre as espécies de Inteligência Artificial, é importante destacar os modelos de aprendizado de máquina⁶ (ARTICLE 19) mais comuns: modelos supervisionados e não supervisionados.

Em síntese, os modelos supervisionados partem de um conjunto de dados com a característica “alvo” e outro conjunto de dados sem tal característica (ou “não alvo”). Há, então, o processamento desses dados com algoritmos de IA para detectar (aprender) eventual padrão ou regra que consiga separar os dois grupos. O modelo é aplicado em dados “inéditos” na busca de novos casos semelhantes aos “alvos” originais.

Por outro lado, há modelos não supervisionados, que não exigem a separação inicial de “alvos” e “não alvos”. Esses modelos avaliam os dados originais e buscam, autonomamente, características que permitam agrupar conjuntos de dados. No mesmo exemplo acima, identificar-se-iam alguns conjuntos de dados. Os dados dissonantes (*outliers*) seriam apontados pelo modelo como aqueles a serem investigados.

Um terceiro conjunto de algoritmos é classificado como “aprendizado por reforço”, em que há a introdução de mecanismo de recompensa ou desaprovação, retroalimentando o modelo (HARTMANN PEIXOTO, 2020a).

O uso desses modelos para identificar relacionamentos entre informações pode, também, ser identificado como Mineração de Dados (*Data Mining*), termo muitas vezes utilizado de forma intercambiável com Análise de Dados ou Inteligência Artificial.

Um fator crítico que deve ser avaliado na aplicação de quaisquer técnicas de *Machine Learning*, de forma complementar aos indicadores citados, é a disponibilidade de grandes volumes de dados e a capacidade operacional de processá-los.

As restrições mais tradicionais sobre a capacidade de processamento podem ser avaliadas em estudos de *Big Data*, mas, quanto à existência de “massa crítica” de dados no Direito, cabe lembrar que “o Direito sempre foi um grande gerador de dados – a maioria sem estruturação” (HARTMANN PEIXOTO, 2020a), seja em decisões, peças processuais, prazos ou instrumentos judiciais.

⁶ Machine learning is a popular technique in the field of AI [...]. It often uses algorithms trained with vast amounts of data to improve a system’s performance at a task over time [H. Surden, ‘Machine Learning and the Law’, 89 Washington Law Review 87, 2014, p. 89-90] or ‘the ability to learn without being explicitly programmed’ [A. Munoz, Machine Learning and Optimisation, New York University, available from: https://cims.nyu.edu/~munoz/files/ml_optimization.pdf.]

Qualquer que seja o modelo adotado, há uma série de indicadores para avaliar quão bem ele foi desenvolvido. Dois conceitos de grande importância para a aplicação de modelos de mineração de dados são os dois erros de classificação: os Falsos Positivos (FP) e os Falsos Negativos (FN). No caso dos Verdadeiros Positivo e Negativo, a resposta trazida pelo modelo coincide com a resposta “real”, ou seja, os “alvos” são classificados como “alvos” e os “não alvos”, como “não alvo”.

Já os Falsos Positivos são apontados como “alvo”, sendo na verdade “não alvo”, enquanto os Falsos Negativos trazem a situação inversa.

A Figura 1 ilustra uma “matriz de confusão” com os dois possíveis erros de classificação:

Figura 1 – Matriz de Confusão

		Valor Verdadeiro (confirmado por análise)	
		positivos	negativos
Valor Previsto (predito pelo teste)	positivos	VP Verdadeiro Positivo	FP Falso Positivo
	negativos	FN Falso Negativo	VN Verdadeiro Negativo

Fonte: Matriz de Confusão (GUIZELINI, 2021).

Para o uso de modelagem de dados em fiscalização de políticas públicas, o custo de um FP pode ser elevado. Por exemplo, em um modelo para detectar fraudes em benefícios previdenciários, com base em uma massa de dados de benefícios constatados como fraudulentos, ao apontar um benefício ativo como fraude, de forma errada, pode resultar na suspensão de uma aposentadoria de alguém em situação já vulnerável.

É importante destacar, porém, que a maior parte dos conceitos de Inteligência Artificial e de Análise de dados aplicados ao Controle Externo – bem como à Administração Pública como um todo – sustenta-se em estudos e normativos da Academia ou de organismos não governamentais. Há pouco definido fora dos contextos

da Lei Geral de Proteção de Dados (Lei 13.853, de 8/7/2019) e da Lei de Acesso à Informação (Lei 12.527, de 18/11/2011).

Além das questões institucionais e técnicas, o fator cultural pode ser um incentivo ou um gargalo, como destacam Neves, Silva e Carvalho (2019), sobre o uso das ferramentas de TI pelo auditor do TCU.

Nesse estudo de caso, sugere-se que os auditores ainda percebem com baixa legitimidade os sistemas com uso de IA, o que tem sido um gargalo na disseminação dessas técnicas.

Uma iniciativa em discussão no Parlamento é o Projeto de Lei 5051/2019, de iniciativa do Senador Styvenson Valentim, que busca estabelecer princípios para o uso da Inteligência Artificial no Brasil.

Hartmann Peixoto e Coutinho (2020) avaliam o texto e contexto desse PL na sua eventual aplicação ao ordenamento jurídico brasileiro, avaliando sua integração aos demais normativos e os principais pontos críticos.

A proposta ataca algumas das preocupações da aplicação da IA pelo Setor Público, por diversos autores, tais como:

[...] a interferência dos algoritmos em debates públicos e processos eleitorais, o monitoramento indiscriminado e a violação a liberdades civis, a utilização de dados pessoais para fins não autorizados, o aumento do nível de desemprego pela substituição de mão-de-obra humana e a dificuldade de atribuição de responsabilidade por eventuais danos causados (HARTMANN PEIXOTO e COUTINHO, 2020).

Apesar de regulação e IA ser um tema recorrente no Brasil e no mundo, deve-se ressaltar que o PL 5051/2019 ainda está em fase de discussão pelo Senado, restando um longo caminho até sua eventual aprovação.

1.7. Outras questões de interesse no tema Inteligência Artificial no Controle Externo

O uso de ferramentas e técnicas de Análise de Dados e de Inteligência Artificial no Controle Externo ainda possui muitas aplicações possíveis e diversos impactos a serem discutidos e avaliados.

Um ponto pouco avaliado é o impacto que a fiscalização de benefícios com uso de análise de dados pode trazer na esfera de direitos patrimoniais dos beneficiários. Ao se aplicar técnicas que percorrem as bases de dados sem, ao mesmo tempo, analisar os processos individuais de cada titular de benefício, pode-se criticar que haveria falta de transparência no processo de fiscalização e, até mesmo, desrespeito aos **princípios do Contraditório e da Ampla Defesa**.

Outro campo nascente e promissor é discutir a fiscalização de benefícios com bases de dados do Poder Público no contexto da **Lei Geral de Proteção de Dados** (Lei 13.853/2019) e da **Lei de Acesso à Informação** (Lei 12.527/2011).

Ainda sobre essa gestão de bases cadastrais, também há a possibilidade de se avaliar quais riscos e oportunidades existem na adoção de uma **única base cadastral** para os cidadãos. No passado, a base de eleitores do TSE, o Cadastro Nacional de Informações Sociais (Cnis), o Cadastro Único, a base cadastral do CPF e os órgãos estaduais de Segurança Pública disputavam o protagonismo na centralização e segurança de dados cadastrais. A Lei 13.460, de 26/6/2017, orientou o uso do CPF como documento único e suficiente para fins de acesso do cidadão a informações e serviços do Poder Público. Nessa linha, ainda há que se verificar o impacto na centralização e unificação das bases de dados cadastrais.

As soluções de Inteligência Artificial podem ser aplicadas ao Controle Externo de modo a **ampliar a segurança jurídica** dos jurisdicionados, de maneira análoga à sua aplicação a decisões judiciais, como trazido por Hartmann Peixoto e Dezan (2020). Nesse sentido, tanto alternativas de impacto direto no processo decisório, quanto aquelas com efeito no fluxo de informação dentro do órgão, podem ser avaliadas como meio para garantir a segurança jurídica em suas características de cognoscibilidade, confiabilidade e calculabilidade.

Ainda no impacto da IA na segurança jurídica, é importante destacar o papel de técnicas de IA na construção da **jurisprudência administrativa**, em franco desenvolvimento no ordenamento jurídico contemporâneo, como destacam Schiefer, Cristóvam e Peixoto (2020). Exemplificando com o processo administrativo eletrônico, os autores apontam para a necessidade de uma Central de Jurisprudência Administrativa, construída com o auxílio da IA e utilizada na pesquisa e consulta de jurisprudências pela sociedade e pela própria Administração Pública.

O uso de técnicas de Inteligência Artificial também pode **impactar campos da Auditoria pública tradicionais, como a Auditoria Financeira**. Segundo Guedes (2019), o “monitoramento contínuo das transações e a construção de indicadores que possam sinalizar em tempo real as variações dos riscos relevantes para a auditoria parecem ser um caminho que vale a pena trilhar”.

Cabe, ainda, discutir o papel dos Tribunais de Contas e Poderes Legislativos federal, distrital, estaduais e municipais como **indutores do Controle Social** por meio de dados. Lima e Diniz (2019) trazem problemas relativos a dados abertos, consolidados pela revista *The Economist*: a qualidade dos dados públicos; a capacidade de computadores acessarem esses dados; a quantidade de informações; e aspectos de privacidade.

2. AS EXPERIÊNCIAS CENTRALIZADAS DE ANÁLISE DE DADOS E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

2.1. LabContas – Laboratório de Informações de Controle

Com a criação de uma unidade técnica específica para gestão de informações para o Controle Externo (Seginf), o Tribunal de Contas da União realizou um grande esforço institucional para difundir ferramentas de Análise de Dados e Inteligência Artificial no dia a dia dos auditores.

Um instrumento paradigmático foi o “Laboratório de Informações de Controle” – **LabContas** –, um ambiente que permite a gestão de grandes bases de dados com a possibilidade de realização de cruzamentos de dados e outras técnicas de análise de dados com agilidade e segurança.

Regido pela Portaria TCU 102, de 29 de junho de 2020, o LabContas é uma iniciativa que remonta a um projeto realizado entre 2013 e 2014, e hoje é definido como “uma plataforma composta de bases de dados [...] para tratamento e análise de dados destinada ao exercício das atividades de controle externo”.

Para contextualização histórica, cita-se que os trabalhos de fiscalização com uso de técnicas de análise de dados, anteriores ao LabContas, exigiam das equipes que elas realizassem as atividades de coleta, tratamento, manutenção e descarte para cada trabalho que fossem realizar.

Cada unidade técnica possuía infraestrutura própria para tratar de suas fiscalizações, exigindo que – além do domínio do tema “negocial” e das ferramentas de análise de dados – os auditores tivessem familiaridade com a manutenção de servidores capazes de armazenar e processar grandes quantidades de dados além de questões afetas à Segurança da Informação do acesso a essas máquinas.

Com a utilização do LabContas, dezenas de bases de dados estão disponíveis a todos os servidores do TCU e a mais de 100 órgãos associados (mais de 600 usuários estão cadastrados para acesso aos bancos de dados do LabContas), conforme o grau de sigilo da informação, para a utilização nas fiscalizações em curso.

Pela portaria, os objetivos do LabContas são:

- I - garantir, em quantidade, qualidade e tempestividade suficientes, os insumos de informação necessários ao cumprimento da missão institucional do TCU;
- II - fomentar o intercâmbio de informações com instituições públicas, privadas e a sociedade, observadas as regras de classificação da informação, disposições legais e acordos institucionais; e
- III - proporcionar ambiente de exploração de dados para uso intensivo de recursos de tecnologia e ativos de informação.

Durante o 1º Laboratório de Boas Práticas de Controle Externo, realizado entre 3 e 4 de setembro de 2018, em Cuiabá/MT, o LabContas foi apresentado como “uma plataforma de integração de conhecimento, informação, dados e pessoas” (TCE-MT, 2018a) e:

[...] um ambiente rico para as auditorias, pois cruza informações que já possibilitaram verificar, por exemplo, o ranking de fornecedores que mais são acessados pelos órgãos públicos federais; a fiscalização de mais de um milhão de Cadastros Gerais de Pessoas Jurídicas – CNPJ; e dois milhões e meio de Cadastros Gerais de Pessoas Físicas – CPF. Em parceria com o Tribunal Superior Eleitoral – TSE, foi possível detectar, por meio da ferramenta LabContas, indícios de fraudes em doações para campanhas eleitorais. "Conseguimos constatar 37.888 doadores que eram cadastrados no Bolsa Família" (TCE-MT, 2018b).

2.2. Alice – Sistema de Análise de Licitações e Editais

Dessa plataforma, uma miríade de iniciativas foi possível, como, por exemplo, o **Sistema de Análise de Licitações e Editais (Alice)**, sistema automatizado de apoio ao trabalho de auditores na fiscalização de editais e licitações (TCU, 2019a).

O Alice foi criado pela Controladoria Geral da União (CGU) e ampliado pelo TCU, entre 2015 e 2016 (criação do Alice Nacional), e vem evoluindo desde então para acrescentar mais bases de dados e tipologias para auxiliar na análise dos diversos órgãos.

Trata-se de um robô que rastreia diariamente o Diário Oficial da União e o Comprasnet em busca de eventuais indícios de irregularidade (geralmente ao aplicar algoritmos pré-determinados).

A “divisão de tarefas” entre o algoritmo e a equipe de auditores pode ser visualizada na Figura 2.

Figura 2 – Alice – Fluxo da Auditoria Preventiva na CGU



Fonte: CGU 2019: <https://repositorio.cgu.gov.br/handle/1/43580>

Durante a crise do Covid-19, o Alice foi utilizado para autuar representações e denúncias referentes a compra de mais de R\$ 220 milhões em aquisições sobre a Covid-19 (TCU, 2020a).

Em um exemplo de uso do sistema, o Acórdão 1.091/2019-TCU-Plenário, de 15/5/2019, Relator Ministro Raimundo Carreiro, julgou acompanhamento das “aquisições logísticas da Administração Pública Federal no exercício de 2018”.

Por meio de análise automática do robô, 202 editais de licitações, 28 atas de pregões e 12 contratações diretas foram pesquisados, totalizando recursos na ordem de R\$ 5,9 bilhões.

Após a priorização indicada pelo Alice, a atuação da equipe técnica (no caso a Secretaria de Controle Externo de Aquisições Logísticas – Selog) sobre os atos normativos com indícios de irregularidade trouxe um benefício potencial de pouco menos de R\$ 60 milhões.

Outro exemplo é o Acórdão 1.116/2017-TCU-Plenário, que tratou de representação em razão de indícios de irregularidade nos Pregões Eletrônicos 88 e 102/2017, realizados pela Superintendência Regional do Dnit nos estados de Goiás e Distrito Federal, tendo como objeto a contratação de serviços de conservação e manutenção rodoviária na BR-153/GO.

Por meio de análise automatizada, verificou-se que os dois Pregões Eletrônicos possuíam indícios de sobreposição e conflito de seus objetos com o objeto da concessão de parte da BR-153-GO. Pela tempestividade do controle automático, foi possível um processo célere: dois meses se passaram entre a autuação do processo de representação e o acórdão que determinou a anulação desses pregões no valor total de R\$ 39 milhões.

Pelo exposto, nota-se que o Alice é capaz de acessar grandes massas de dados, separá-las, classificá-las, enviar alertas e apontar prioridades para a análise humana. Ele, contudo, não busca desenvolver padrões ou buscar rotinas de aprendizado retroalimentado de forma a substituir o analista ou sugerir um rumo.

Dessa forma, na classificação proposta por esse trabalho, o Alice seria um exemplo da aplicação da Análise de Dados ao Controle Externo, bem como da Inteligência Artificial (em sentido estrito, como forma de substituir alguma atividade humana de maneira autônoma e com certa sofisticação técnica).

Ela não se enquadra, contudo, nos temas de Mineração de Dados, *Deep Learning*, *Machine Learning* ou outras técnicas com massiva utilização de análise estatística ou algoritmos de aprendizagem.

2.3. DGI – Consultas

O acesso direto aos bancos de dados disponibilizados no LabContas pode ampliar o poder de detecção e análise de diversos auditores, mas há um óbice que nem sempre é facilmente transponível: o domínio da programação de códigos ou algoritmos em linguagem de programação.

Com o objetivo de trazer o acesso aos dados estruturados para um conjunto maior de usuários, desenvolveu-se uma plataforma em que é possível inserir um CPF, CNPJ ou nome e ter acesso ao resultado de dezenas de consultas a bancos de dados do Tribunal.

Em outras palavras, o Manual de Acompanhamento do Tribunal de Contas da União define o DGI Consultas da seguinte forma:

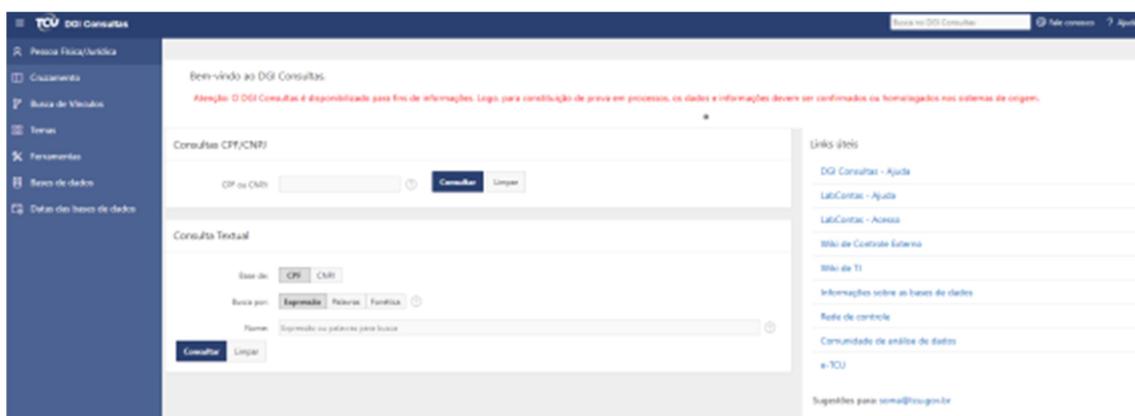
O sistema DGI/Consultas disponibiliza uma série de consultas que filtram informações de várias bases de dados da administração pública e geram relatórios customizáveis sobre acumulação de cargos públicos, fracionamentos de despesas,

superfaturamento em serviços terceirizados, contratação de empresas com CNPJ inativo, entre outras (BRASIL, 2018).

Após cadastro prévio – para avaliar a quais bases de dados o auditor pode ter acesso e garantir que se tem ciência das questões de Segurança da Informação pertinentes –, o sistema fica disponível no sítio institucional do auditor.

A Figura 3 aponta para a página inicial do DGI consultas, com a possibilidade de inserção de CPF/CNPJ ou de expressões textuais.

Figura 3– DGI Consultas

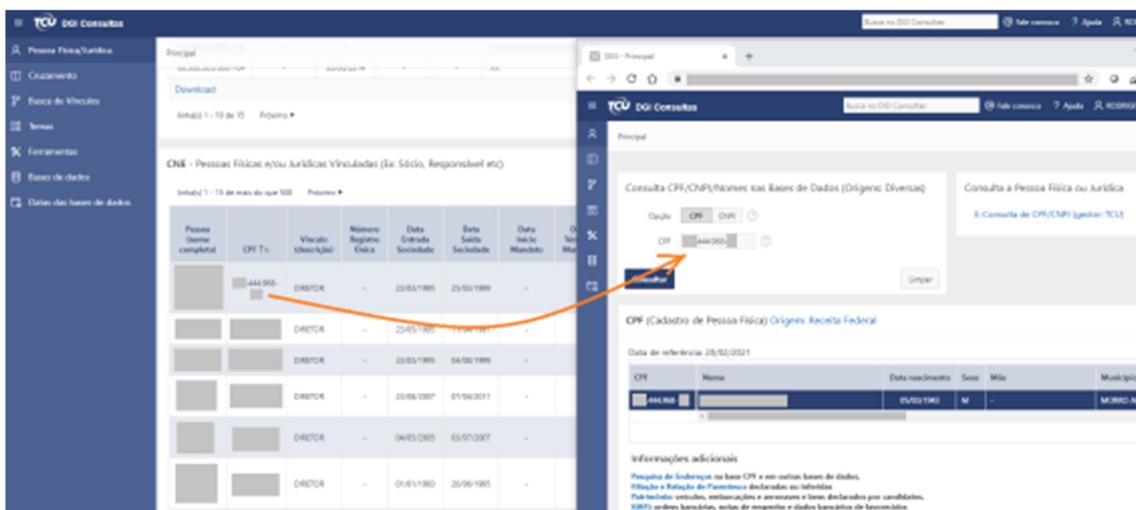


Fonte: Elaboração própria

Como exemplo, ao se buscar o CNPJ da Empresa Pública Caixa Econômica Federal (CNPJ 00.360.305/0001-04), o sistema retorna todas as informações que o TCU tem, desde informações cadastrais, como situação cadastral na Receita Federal do Brasil, endereço e Capital Social, a informações de contatos com a Administração Pública (via Siasg ,Siac ou ComprasNet).

De modo simples – com um clique no sistema –, outros vínculos podem ser detalhados, como as empresas de um grupo econômico ou informações de um sócio, exemplo ilustrado na Figura 4 (informações pessoais foram tarjadas).

Figura 4 - DGI Consultas - exemplo de uso



Fonte: Elaboração própria.

2.4. Sofia – Sistema de Orientação sobre Fatos e Indícios para o Auditor

Outra aplicação de Inteligência Artificial desenvolvida centralmente é o **Sistema de Orientação sobre Fatos e Indícios para o Auditor (Sofia)**.

Esse robô percorre um documento de fiscalização em curso, em tempo real, trazendo informações adicionais a elementos citados no texto, como CPFs, CNPJs, nomes e decisões do TCU.

Como uma ferramenta de autocorretor do Word, o robô traz comentários e informações adicionais com facilidade e sem necessidade de conhecimentos profundos de programação ou de análise de dados (CONJUR, 2019).

Há alguma semelhança funcional entre o Sofia e o DGI Consultas, em uma gradação de complexidade e de customização, já que ambos permitem acesso rápido e simples a bancos de dados com informações complementares aos CPFs, CNPJs, e números de processo em análise.

Enquanto o Sofia busca informações adicionais a casos específicos de uma fiscalização em curso, já em fase de instrução; o DGI permite pesquisas mais abertas, no campo da Inteligência e investigação (como a busca pela rede de relacionamento de uma empresa privada e de seus sócios).

2.5. Mônica – Monitoramento Integrado para Controle de Aquisições

O **Monitoramento Integrado para Controle de Aquisições (Monica)** é um painel com informações de compras públicas, contratações diretas ou com inexigibilidade de licitação que possam (GOMES. 2018).

A exemplo do DGI consultas, o Mônica (ou painel Mônica) é acessado por qualquer servidor do TCU na página inicial do portal interno do Tribunal.

Por ser um painel de informações, há limitações do poder de detecção e customização da ferramenta, uma vez que os processamentos e filtros se dão automática e previamente à consulta do usuário.

Uma vez realizado acesso ao painel, há seis “abas” para a navegação: Introdução; Uasgs (Unidades Administrativas de Serviços Gerais); Fornecedores; Materiais/Serviços; Aquisições – Visão Analítica; Processos de aquisições.

Cada informação disponibilizada é apresentada em formato dinâmico, ou seja, é possível aplicar filtros (ano, UF, Poder, Modalidade de licitação, entre outros) e refinar a análise, sem a necessidade da utilização de outros sistemas ou de linguagem de programação de menor nível.

Em um exemplo de uso, é possível buscar a quantidade de dispensas de licitação realizadas pelo Poder Executivo nos anos de 2018, 2019 e 2020, no Distrito Federal. Nesse caso, verificar-se-ia a Fundação Universidade de Brasília (FUB) como a Uasg com mais contratações, mas, em termos de valores, o Departamento de Logística em Saúde superaria em mais de cinquenta vezes o valor gasto pela FUB.

Prosseguindo a análise, poderíamos buscar a descrição de materiais e serviços das contratações realizadas pela FUB e chegaríamos aos três maiores valores: “Prestação de serviços de apoio administrativo”, “Recrutamento e seleção de pessoal / concurso público / vestibular” e “Energia Elétrica – fornecimento mercado regulado”.

Ao selecionar o terceiro item, chegaríamos ao item com o objeto, valor e justificativa de dispensa (tanto em abstrato, com o inciso utilizado, quanto em concreto, explicando que se trata de contratação de concessionária energética que abastece o DF), bem como com os detalhamentos dos pagamentos realizados.

2.6. Ágata – Aplicação Geradora de Análise Textual com Aprendizado

Outra ferramenta aplicada ao Comprasnet é a ferramenta **Aplicação Geradora de Análise Textual com Aprendizado (Ágata)**, que permite ao usuário que não tenha perfil de “analista de dados” construir pesquisas textuais com a possibilidade de retroalimentação ao sistema (permitindo, com isso, modelagem e aperfeiçoamento dos resultados) (TCU, 2020b).

Essa é uma aplicação que se insere no tema “Processamento de Linguagem Natural” (NLP, do inglês “Natural Language Processing”), bem como na Mineração de Texto (*Text Mining*), técnicas que buscam aproximar os algoritmos de Inteligência Artificial à linguagem natural do dia a dia.

Em uma definição mais ampla, Mineração de Texto é um subtema da Mineração de Dados, definido como a descoberta de informações previamente desconhecidas ao se extrair informação automaticamente de diferentes fontes escritas (HEARST, 2003)⁷.

Já o Processamento de Linguagem Natural insere-se no estudo da Mineração de Textos, sendo definido como o uso de técnicas computacionais para analisar e representar ocorrências textuais naturais da linguística, de forma a alcançar capacidade de interpretação semelhante à humana (LIDDY, 2001)⁸.

No Ágata, o aprendizado de máquina é utilizado para resolver problemas de uso de expressões regulares em sistemas como o Alice e o DGI Consultas.

Para majorar o poder de detecção do algoritmo, utilizou-se a técnica do Aprendizado ativo, em que o aprendizado se inicia ainda na fase de desenho do problema pelo usuário, com alta interação entre usuário e algoritmo (DAVID *et al*, 1995)⁹.

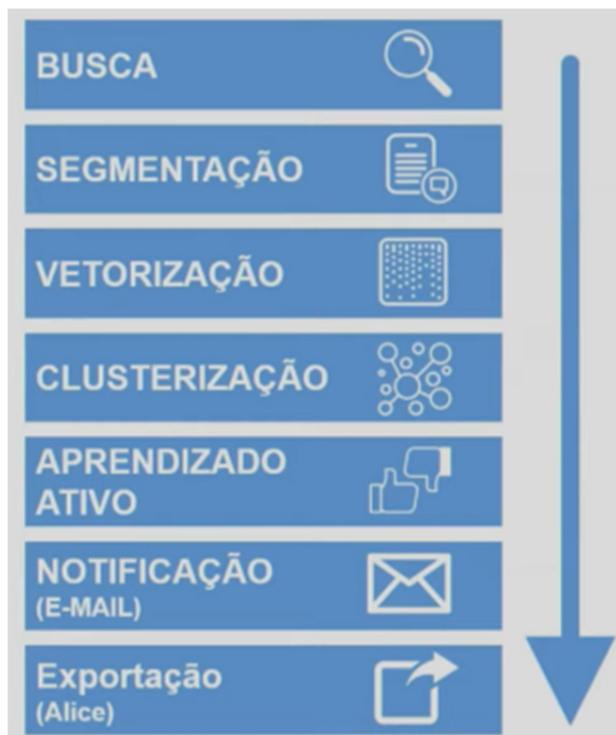
⁷ Text Mining is the discovery by computer of new, previously unknown information, by automatically extracting information from different written resources. A key element is the linking together of the extracted information together to form new facts or new hypotheses to be explored further by more conventional means of experimentation.

⁸ Natural Language Processing is a theoretically motivated range of computational techniques for analyzing and representing naturally occurring texts at one or more levels of linguistic analysis for the purpose of achieving human-like language processing for a range of tasks or applications.

⁹ An *active* learning problem is one where the learner has the ability or need to influence or select its own training data.

O Ágata utiliza uma série de fases para trazer o resultado final ao usuário, como pode ser visualizado na Figura 5.

Figura 5 – Fluxo de fases do Ágata



Fonte: 6º Seminário Internacional de Análise de Dados (TCU, 2020)

No 6º Seminário Internacional de Análise de Dados, utilizou-se o exemplo da palavra “Lagosta”. Dentre as inúmeras compras realizadas pelo Poder Público, buscou-se avaliar as aquisições de lagostas, seus valores e órgãos contratantes.

Uma simples busca textual pela palavra “Lagosta” poderia trazer os casos desejados, mas também se trariam vários “ruídos”, como “Lâmpada Lagosta” ou “Testes para alergia a Lagosta”, além de não serem trazidos os resultados para “Lagostim” ou para abreviações ou preenchimentos com erro de digitação.

Por meio do algoritmo de NLP, criam-se “clusters” com a palavra em diferentes contextos que, por meio de aprendizado ativo, são selecionados conforme o objeto de fiscalização, descartando os conjuntos de dados de “não escopo”.

2.7. Adele – Análise de Disputa em Licitações Eletrônicas

Em 2018, o Tribunal de Contas da União premiou o sistema de **Análise de Disputa em Licitações Eletrônicas (Adele)** com o prêmio de destaque Reconhe-Ser (TCU, 2018a).

Utilizando os dados provenientes do Comprasnet, o Adele classifica e agrupa as informações preparando-as para análise. As informações trabalhadas são disponibilizadas em painéis de acompanhamento, trazendo gráficos de competição dos pregões, conforme parâmetros trazidos pelos usuários.

2.8. Carina – Crawler e Analisador de Registros da Imprensa Nacional

Uma outra solução que traz aos auditores informações de contratos, licitações, termos aditivos e contratações diretas é o **Crawler e Analisador de Registros da Imprensa Nacional (Carina)**.

Por meio de extrações diárias, as informações publicadas no Diário Oficial da União são extraídas e processadas, complementando o trabalho realizado pelo robô Alice (COSTA e BASTOS, 2020).

2.9. Zello – o chatbot do TCU

Uma ferramenta desenvolvida pelo Tribunal de Contas da União que possui um público-alvo heterogêneo é o **Zello**, *chatbot* que auxilia no contato de cidadãos com o órgão, ao mesmo tempo em que também fornece dados técnicos a auditores.

São disponibilizados pelo *chatbot* “certidões de licitante inidôneo, de contas julgadas irregulares para fins eleitorais e não eleitorais, de inabilitado para função pública e o nada consta de processos no TCU” (TCU, 2020d).

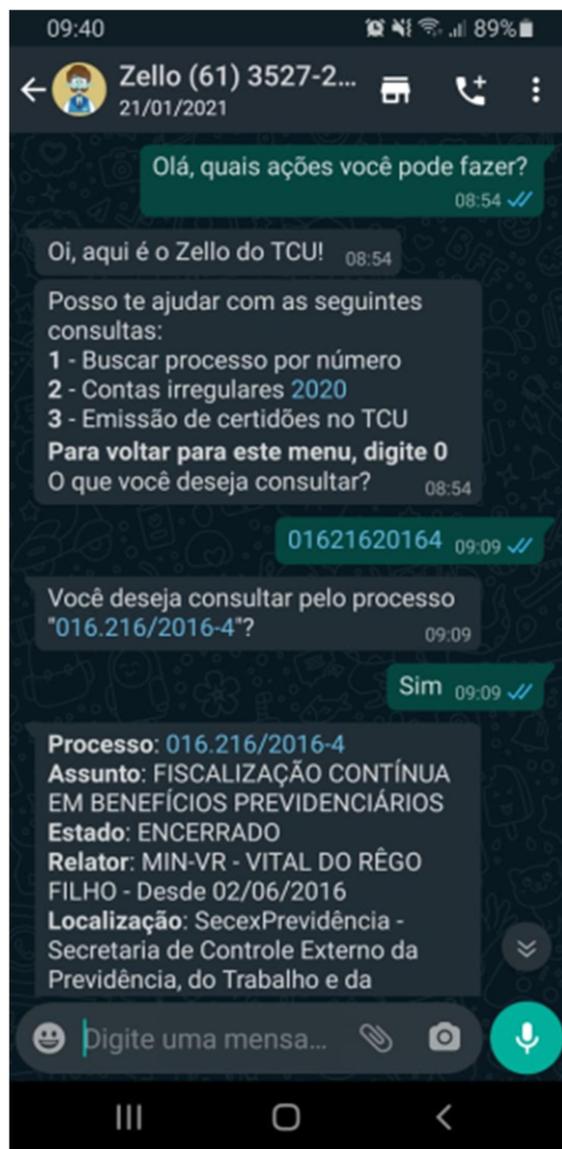
Chatbots são uma solução tecnológica de acesso simplificado a bases de dados, mas, também, uma possibilidade direta de se aplicar algoritmos de Processamento de Linguagem Natural (NLP) e de se avaliar testes de Turing em casos concretos.

No estudo da Medicina e IA são comuns as discussões sobre os efeitos de uma solução pessoal ou de uma solução de IA, como no caso de Karim – o *chatbot* desenvolvido para auxiliar refugiados sírios (WRIGHT e VERITY, 2020) – ou na

discussão mais ampla de IA como substitutos aos médicos em consultas simples ou complexas (POWELL, 2019).

Para acessar o Zello, basta incluir o número (61) 3527-2000 no aplicativo Whatsapp e começar uma conversa com o *chatbox*, como exemplificado na Figura 6.

Figura 6 – Exemplo de uso do Zello



Fonte: Elaboração própria.

3. AS EXPERIÊNCIAS TEMÁTICAS DE ANÁLISE DE DADOS E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Em paralelo às iniciativas anteriormente descritas, algumas unidades técnicas do Tribunal de Contas da União criaram atividades com uso de Análise de Dados, Mineração de Dados e Inteligência Artificial.

Dentre elas, a SecexPrevidência – unidade técnica responsável por fiscalizar as políticas públicas de Previdência Social, Assistência Social e Trabalho (houve momentos em que a política de Gestão Tributária também estava sob sua jurisdição).

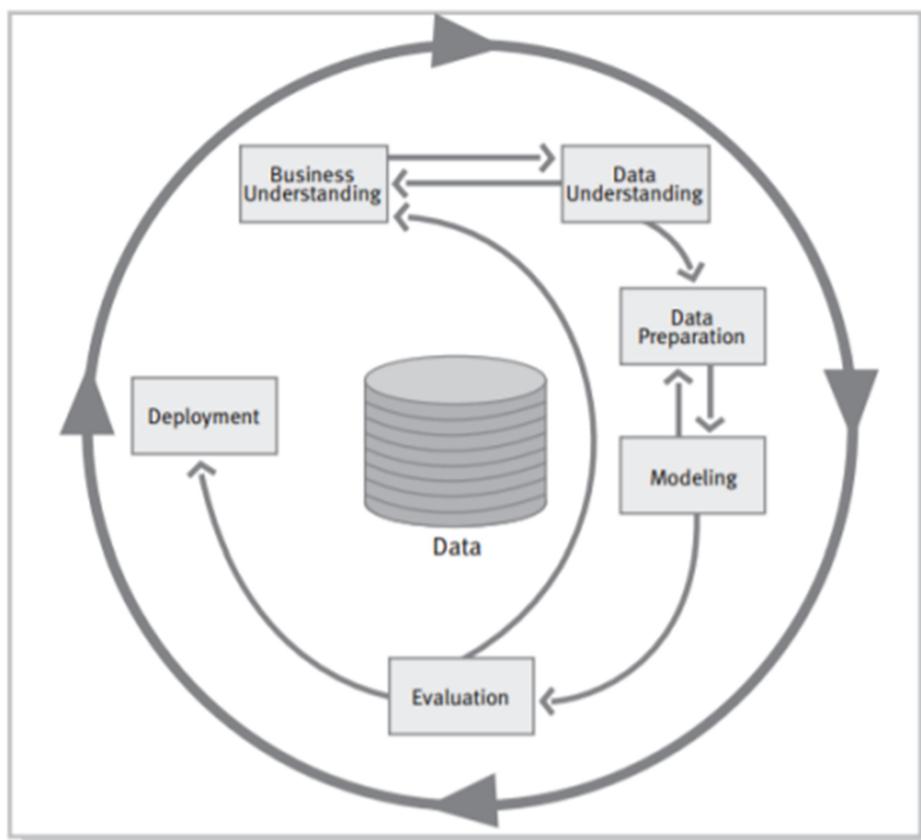
3.1. FCB – Fiscalização Contínua de Benefícios

A evolução histórica das fiscalizações baseadas em dados nessa unidade foi descrita em detalhes no evento “Integração dos Controles – Auditoria baseada em dados e evidências” (TCU, 2020c).

Um dos pontos marcantes da evolução do uso de dados e técnicas de Inteligência Artificial foi a criação, em 2015 (TC 010.947/2015-9, Acórdão 718/2016-TCU Plenário), de uma metodologia voltada ao uso intensivo de ferramentas de análise de dados na fiscalização de benefícios sociais, a Fiscalização Contínua de Benefícios (FCB), alcançando montantes de benefícios de controle na casa dos bilhões de reais (TCU, 2018b e TCU, 2019b).

Inspirada na metodologia Crisp-DM (sigla do inglês “Cross-Industry Standard Process for Data Mining, ilustrado na Figura 7), a FCB possui etapas de preparação dos dados, análise e relatório que trabalham os dados brutos da coleta ao uso final e eventual descarte (JAQUES, 2020).

Figura 7 – Fases do modelo Crisp-DM



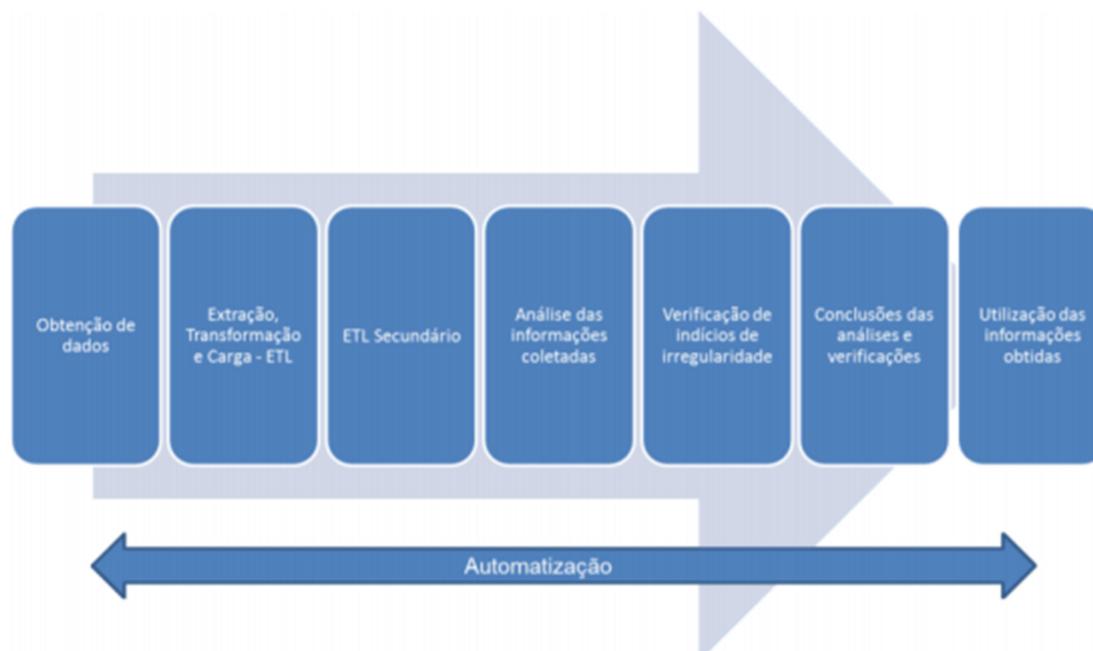
Fonte: CHAPMAN *et al*, 2000, p. 12.

Ao se aplicar tal metodologia ao processo de Controle Externo, algumas especificidades surgem, de forma a adaptar tal aplicação.

Por um lado, já há um processo tradicional de fiscalizações, composto pelas fases de “Planejamento, Execução e Relatório”, enquanto, do outro lado, a fiscalização na espécie “Acompanhamento” sugere uma fiscalização de escopo temporal mais aberto, permitindo, assim, que um mesmo teste se repita durante meses consecutivos.

Dessa aplicação, surgiu o modelo da Fiscalização Contínua de Benefícios, ilustrado na Figura 8 – Processo de trabalho da Fiscalização Contínua de Benefícios, para cada ciclo anual de fiscalização.

Figura 8 – Processo de trabalho da Fiscalização Contínua de Benefícios



Fonte: TCU, relatório do TC 010.947/2015-9.

Nota-se que o processo da FCB é composto por três conjuntos de atividades, iniciando com a fase de pré-análise: obtenção dos dados; extração, transformação e carga (ETL), e ETL secundário (também referenciado como “preparação dos dados”).

Ao final do processo, a fase de pós-análise agrupa rodadas de verificação de indícios (de forma a manter os índices de falsos positivos e falsos negativos em patamar compatível ao risco de auditoria aceito), conclusões sobre as análises e encaminhamentos e outros desdobramentos da fiscalização.

No centro da FCB, há a atividade mais densa, composta por diversas técnicas e testes substantivos: a análise das informações coletadas. É nesse momento que se testam tipologias, modelos de identificação de fraude e se criam indicadores de risco ou de análise.

Um dos pontos trazidos pela metodologia ao processo de fiscalização foi o cuidado com a qualidade dos dados que são consumidos, trabalhados e produzidos pela equipe de auditoria. Essa preocupação traduziu-se pela análise de credibilidade das bases de dados fiscalizadas.

Jaques (2020) consolidou alguns estudos realizados na Ciência de Dados, abordando alguns dos problemas possíveis apontados pela Academia – as três categorias

de problemas em dados de Maydanchik ou os atributos e características da qualidade dos dados de Sebastian-Coleman (2012), Svolba (2012), Pipino *et al* (2002) e Hoberman (2015).

Em paralelo, abordou os testes realizados dentro da metodologia FCB, em que se avaliam cinco atributos da qualidade de dados: completude (ou integridade), unicidade (ou identidade), validade, consistência e acurácia.

3.2. Modelo para identificação de benefícios previdenciários com indícios de fraude

No segundo ciclo de FCB da Previdência Social (TC 016.216/2016-4, Acórdão 1.057/2017-TCU Plenário), aplicou-se a metodologia Crisp-DM para o desenvolvimento de mineração de dados para a identificação de benefícios previdenciários com indícios de fraude.

Serviu de insumo ao modelo uma lista de pagamentos comprovadamente fraudulentos, cessados pelo INSS entre os anos de 2014 e 2015. Adicionaram-se os benefícios indicados como irregulares pelos ciclos anteriores da FCB da Previdência Social.

Em contrapartida, para compor o padrão “regular”, foram selecionados pagamentos não identificados como fraudados nas folhas de pagamentos do INSS entre os anos de 2014 e julho de 2016.

A folha de pagamentos do INSS, conhecida como Maciça, possui informações cadastrais e financeiras de cada pagamento feito pelo INSS a titulares de benefícios previdenciários e assistenciais (Benefícios de prestação continuada, conforme a Lei Orgânica de Assistência Social – Loas – Lei 8.742, de 7/12/1993).

Dentre a mais de uma centena de variáveis, escolheram-se como unidades de observação os principais “agrupadores”, tais como informações de atores da Maciça (titulares, recebedores, instituidores de benefícios, procuradores e servidores habilitadores ou médicos peritos).

As dimensões modeladas foram campos de especial interesse: código da Agência de Previdência Social (APS), município, estado, clientela (se benefício urbano

ou rural), espécie de benefícios e despacho (se a concessão foi judicial ou administrativa).

Por fim, as métricas avaliadas relacionaram-se com os campos numéricos, em valores absolutos ou relativos: valor do benefício, idade do titular na concessão, quantidade de dias entre o despacho e o início do pagamento do benefício e entre o despacho e a requisição.

Dadas as limitações dos dados consolidados, o primeiro modelo desenvolvido, em que a técnica de seleção se deu pela “área sob a curva ROC”, mostrou-se instável (TC 016.216/2016-4).

Depois de nova rodada de preparação de dados, decidiu-se pela restrição do escopo a uma única espécie de benefícios: Aposentadorias por idade, em que técnicas como a Análise de Componentes Principais, a Smote (*Synthetic Minority Over-Sampling Technique*) e o *Tuning* identificaram um segundo modelo.

Ambos os modelos supervisionados de mineração de dados desenvolveram-se com o uso de ferramenta própria para análise estatística (SAS), que contém diversas técnicas de mineração, tais como Árvores de Decisão, Florestas Randômicas, Redes Neurais e modelos combinados.

Após algumas rodadas de análise, o modelo final identificou 2.204 benefícios com probabilidade de fraude (superior a 50%), correspondentes a um possível pagamento indevido de cerca de R\$ 27 milhões por ano.

Um problema identificado na aplicação e continuidade do modelo, contudo, foi a dificuldade de sua “tradução” em termos simples. Ao se decompor o porquê de determinado benefício ter sido apontado como possível fraude, não há uma identificação direta e clara. Muitas vezes a razão é a semelhança com outro benefício ou a criação de índices e fatores.

Esse problema é geralmente referenciado como problema da falta de transparência da “caixa preta” (NUNES e MARQUES, 2018):

Nesse sentido, é essencial que se tenha um elevado grau de transparência algorítmica, a fim de possibilitar que os afetados pelo modelo saibam o que determina o resultado alcançado pelo sistema de IA. Atento a essa questão, o

Parlamento Europeu, em resolução de 16 de fevereiro de 2017, postulou o seguinte princípio ético para orientar a regulação da robótica:

12. Realça o princípio da transparência, nomeadamente o facto de que deve ser sempre possível fundamentar qualquer decisão tomada com recurso a inteligência artificial que possa ter um impacto substancial sobre a vida de uma ou mais pessoas; considera que deve ser sempre possível reduzir a computação realizada por sistemas de IA a uma forma compreensível para os seres humanos; considera que os robôs avançados deveriam ser dotados de uma “caixa preta” com dados sobre todas as operações realizadas pela máquina, incluindo os passos da lógica que conduziu à formulação das suas decisões.

O problema de opacidade algorítmica é abordado por Hartmann Peixoto nos seguintes termos:

O resultado consistente de um sistema de IA segue um fluxo de inserção de dados proveniente de um *dataset*, a internalização algorítmica e o resultado entregue. Embora exista a característica da caixa preta algorítmica, os riscos de desvios estão fortemente associados à deficiência na curadoria do *dataset* (alimentado com dados desviados e outras falhas) e pela falta de sistemas de controle e transparência no resultado, que possam detectar erros e apontar para soluções.

Dessa forma, as equipas do INSS responsáveis pela revisão e eventual cessação dos benefícios não tinham linhas-mestre para identificar e confirmar tais fraudes.

Com o aprendizado desse primeiro modelo de identificação de benefícios fraudados, Freitas (2020) desenvolveu novo modelo com aprendizagem supervisionada para a detecção de benefícios com probabilidade de conter irregularidade.

É importante frisar o esforço empreendido no saneamento e preparação dos dados para aplicar modelos de aprendizados de máquina. Algumas das atividades realizadas por Freitas foram a exclusão de atributos com baixa qualidade ou de atributos que pudessem indicar quais benefícios eram da massa original de regulares ou irregulares (problema de *overfitting*).

Das conclusões dessa segunda rodada, tirou-se que para se modelar pagamentos indevidos em benefícios sociais, é necessário: uma base de dados com extensivo rol de casos irregulares e regulares; uma fase de conhecimento e de preparação dos dados para evitar ruídos ou vieses; e uma regra de negócio homogênea entre os casos apontados (não se misturar benefícios assistenciais e previdenciários em um só modelo, por exemplo).

3.3. Modelo para identificação de benefícios trabalhistas com indícios de fraude

Em iniciativa paralela, na fiscalização das concessões de Seguro Desemprego – Trabalhador Formal, no ciclo da FCB do Trabalho de 2017 (TC 020.992/2017-3, Acórdão 1.343/2018-TCU Plenário), aplicou-se outro método preditivo de fraudes.

Também se utilizou a mineração de dados com aprendizado supervisionado, partindo de um conjunto de dados apontados como irregulares (rol com 34 mil fraudes confirmadas) e confrontando-os com conjuntos de benefícios regulares.

O modelo permitiu priorização na análise de benefícios com indícios de irregularidade, apontando 254 casos que não haviam sido detectados pelo gestor da política pública, com uma taxa de acerto de 99,35%.

Tais resultados foram apresentados e discutidos no 4º Seminário Internacional sobre Análise de Dados da Administração Pública (TCU, 2018c).

Dentre os algoritmos de modelagem, o *eXtreme Gradient Boosting* (XGBoost¹⁰) foi o que trouxe melhores resultados ao problema de fiscalização. Esse é um algoritmo em código aberto, desenvolvido em março de 2014, que “combina diversas árvores de decisão simples, buscando reduzir o erro de predição de cada nova árvore” (TCU, 2018c). Outros testes realizados, mas descartados por menor êxito relativo, foram: GDM tradicional, *Random Forest*, entre outros.

Essa técnica permite a ponderação de amostras, de forma a compensar o problema de balanceamento de bases, comum em casos de detecção de fraudes (lembrando que no problema, havia um conjunto de apenas 34 mil para um universo de 1,6 milhão de requerimentos).

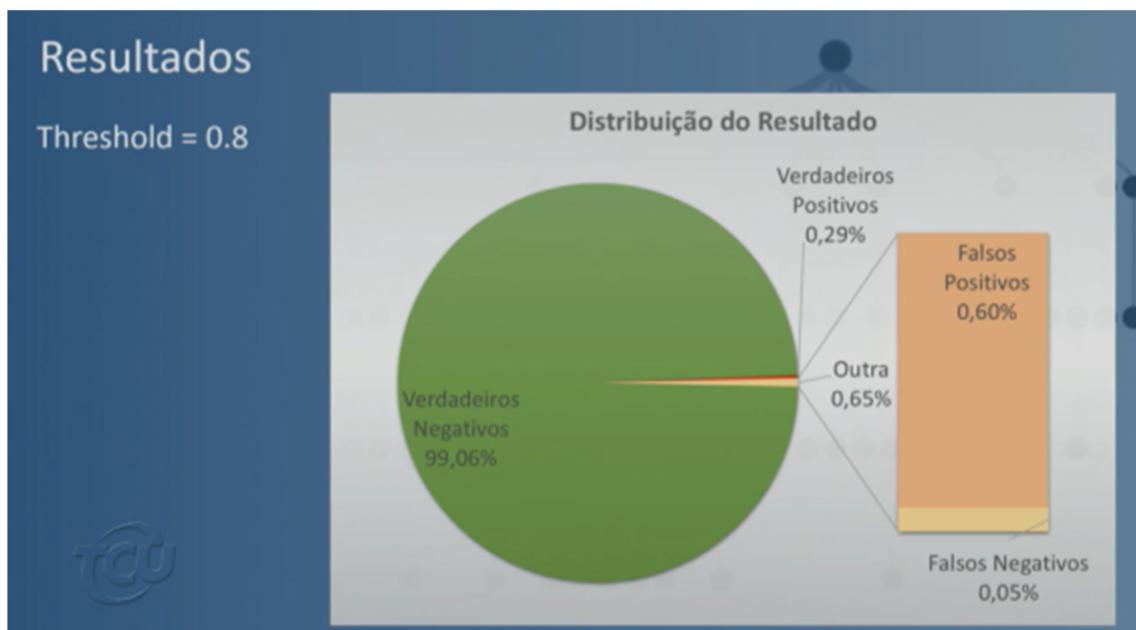
Com fraudes são um fenômeno raro, é importante que um modelo consiga ser preciso em detectá-las, sem, ao mesmo tempo, ampliar demais os erros de classificação em falsos positivos.

Para o caso, a Figura 9 mostra a distribuição dos resultados, em que houve baixa presença de Falsos Positivos (0,60%) e Falsos Negativos (0,05%), erros que indicam

¹⁰ <https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/>

prejuízos aos cofres públicos ou falha no atendimento a cidadãos alvos da política pública. Importante avaliar esse gráfico conforme a explicação da matriz de confusão da Figura 1.

Figura 9 – Classificação de resultado de modelo



Fonte: 4º Seminário Internacional sobre Análise de Dados da Administração Pública (TCU, 2018c).

3.4. Análise de impacto do Programa Bolsa Família na busca por emprego formal

Já na fiscalização da política pública de Assistência Social, além da FCB Assistência, destaca-se análise de impacto com a técnica *Regression-Discontinuity Design* (RRD) no Programa Bolsa Família (PBF), avaliando o ingresso ao mercado de trabalho de jovens adultos (DOURADO NETO *et al*, 2017 e DOURADO NETO, 2017).

O PBF é um dos principais programas federais de Assistência Social, tanto por sua materialidade, quanto pelo alcance e focalização. Em 2019, a inclusão social por meio do programa ultrapassou os R\$ 33 bilhões¹¹, alcançando um universo de cerca de 14 milhões de famílias¹² (dados de 2019, em cenário pré-pagamento de Auxílio Emergencial).

¹¹<http://www.portaltransparencia.gov.br/programas-e-aco-es/programa-orcamentario/2019?ano=2019>

¹² <https://www.gov.br/pt-br/noticias/assistencia-social/2020/07/bolsa-familia-atende-14-283-milhoes-de-familias-no-mes-de->

No contexto da fiscalização do TCU, esta é uma iniciativa de viés operacional, que verifica o princípio da Eficiência, em seus desdobramentos (eficiência, eficácia, economicidade e, no caso, efetividade).

As conclusões do trabalho foram no sentido de que é possível: realizar avaliações de impactos de políticas públicas usando bases de dados governamentais; e, no caso concreto, identificar que houve impacto na saída de jovens do programa e sua inserção no mercado formal de trabalho.

São feitas algumas ressalvas sobre o impacto: a oferta de empregos na região em que o jovem mora é um fator relevante, assim como o nível de aquecimento da Economia, em nível macro.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo da Análise de Dados e da Inteligência Artificial ainda é incipiente em diversas áreas do conhecimento, como o é no contexto do Controle Externo realizado pelo Tribunal de Contas da União.

Há, contudo, uma série de esforços institucionais para guiar a Corte de Contas no caminho da Transformação Digital, seja por iniciativas centrais, seja por iniciativas descentralizadas.

Nos últimos cinco anos, verifica-se que ainda há um grande potencial de aplicação de técnicas mais simples de Análise de Dados, como o cruzamento de bases de dados e filtragens e consolidações simples.

Por outro lado, já se destacam outras iniciativas que aplicam técnicas avançadas de Mineração de dados para criar modelos de identificação de fraude ou de potencialização de poder de análise de auditores em suas fiscalizações.

Desafios como a inerente complexidade das técnicas utilizadas; o acesso às bases de dados e sua qualidade; e os limites legais trazidos pela LGPD ainda devem ser mais bem avaliados, mas o potencial de aplicação da Inteligência Artificial ao Controle Externo parece sobrepujar tais riscos.

REFERÊNCIAS

ARTICLE 19 (2018). *Privacy and Freedom of Expression in the Age of Artificial Intelligence*. Disponível em <https://www.article19.org/wp-content/uploads/2018/04/Privacy-and-Freedom-of-Expression-In-the-Age-of-Artificial-Intelligence-1.pdf>, acessado em 26/10/2020.

BARROS, F. H. G.; OLIVEIRA-CASTRO, J. M.; SAWAYA NETO, M.; MARTINS, T. W. (2014). *Estratégias de Fiscalização em um Contexto de Grandes Bases de Dados: Experiência da SecexPrevidência*. Revista TCU n. 131. Disponível em <https://revista.tcu.gov.br/ojs/index.php/RTCU/article/view/65>

BRASIL (2018). *Manual de acompanhamento / Tribunal de Contas da União*. – Brasília, Secretaria de Métodos e Suporte ao Controle Externo (Semec). Disponível em https://portal.tcu.gov.br/data/files/BC/B4/76/F4/A4A1F6107AD96FE6F18818A8/Manual_acompanhamento.pdf, acessado em 12/3/2021.

BRASIL (2020). *História do TCU – Linha do tempo*. Disponível em <https://portal.tcu.gov.br/institucional/conheca-o-tcu/historia/historia-do-tcu.htm>, acessado em 26/10/2020.

CGU (2019). *Ferramenta Alice: Auditoria Preventiva em Licitações*. Disponível em “<https://repositorio.cgu.gov.br/handle/1/43580>”, acessado em 6/3/2021.

CHAPMAN, Pete, CLINTON, Julian, KERBER, Randy, KHABAZA, Thomas, REINARTZ, Thomas, SHEARER, Colin, WIRTH, Rüdiger (2000). *CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide*. SPSS inc, v. 16, 2000.

CONJUR (2019). *Alice, Sofia e Mônica: três robôs auxiliam o trabalho do Tribunal de Contas da União*. Disponível em <https://www.conjur.com.br/2019-jun-02/tres-robos-auxiliam-trabalho-tribunal-contas-uniao> acessado em 24/11/2020.

COSTA, Marcos Bemquerer; BASTOS, Patrícia Reis Leitão (2020). *Alice, Monica, Adele, Sofia, Carina e Ágata: o uso da inteligência artificial pelo Tribunal de Contas da União*. Controle Externo: Revista do Tribunal de Contas do Estado de Goiás, Belo Horizonte, ano 2, n. 3, p. 11-34, jan./jun. 2020. Disponível em <https://revcontext.tce.go.gov.br/index.php/context/article/view/59/57>, acessado em 14/3/2021.

DAVID Cohn A., GHAMRAMANI Zoubin, JORDAN Michael I. (1995). *Active Learning with Statistical Models*. Massachusetts Inst of Tech Cambridge Artificial Intelligence Lab, 1995. Disponível em <https://apps.dtic.mil/sti/pdfs/ADA295617.pdf>, acessado em 14/3/2021.

DOURADO NETO, Aloísio; CARVALHO, Rommel Novaes; VAN ERVEN, Gustavo C. G. (2017), *Brazil's Bolsa Familia and young adult workers: A parallel RDD approach to large datasets*, 2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Anchorage, AK, 2017, pp. 17-24, doi: 10.1109/IJCNN.2017.7965830.

DOURADO NETO, Aloísio (2017). *Avaliação de impacto do Programa Bolsa Família na inserção de jovens no mercado formal de trabalho por meio do método de Regressão com Descontinuidade (RDD)*. 2017. xiv, 85 f., il. Dissertação (Mestrado Profissional em Computação Aplicada)—Universidade de Brasília, Brasília, 2017.

FREITAS, Marcel Azevedo Coutinho de. (2020) *Utilização de aprendizagem supervisionada para a detecção de benefício assistencial com maior probabilidade de conter irregularidade (Especialização em análises de dados para o controle)* – Escola Superior do Tribunal de Contas da União, Instituto Serzedello Corrêa, Brasília DF.

HARTMANN PEIXOTO, Fabiano (2020a). *Direito e Inteligência Artificial*. Coleção Inteligência Artificial e Jurisdição. Volume 2. DR.IA. Brasília, 2020. <https://orcid.org/0000-0002-6502-9897>. ISBN nº 978-65-00-08585-3. Disponível gratuitamente em: www.dria.unb.br. doi: 10.29327/521174

HARTMANN PEIXOTO, Fabiano; COUTINHO (2020), Marina de Alencar Araripe. Inteligência Artificial e Regulação: uma análise do Projeto de Lei 5.051/2019. *Revista Em Tempo*. v. 19 n. 1 (2020). <https://revista.univem.edu.br/emtempo/issue/view/58>.

HARTMANN PEIXOTO, Fabiano; DEZAN, Matheus LOPES (2020). *Soluções de inteligência artificial como forma de ampliar a segurança jurídica das decisões jurídicas*. <http://buscalegis.ufsc.br/revistas/index.php/observatoriodoegov>

HEARST, Marti (2003). *What is Text Mining?* SIMS, UC Berkeley, 5. Disponível em <https://www.jaist.ac.jp/~bao/MOT-Ishikawa/FurtherReadingNo1.pdf>, acessado em 14/3/2021.

GOMES, Helton Simões (2018). Disponível em <https://g1.globo.com/economia/tecnologia/noticia/como-as-robos-alice-sofia-e-monica-ajudam-o-tcu-a-cacar-irregularidades-em-licitacoes.ghtml> acessado em 24/11/2020

GUEDES, William (2019) *Auditoria contínua de conformidade aplicada às demonstrações financeiras da Previdência Social. Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização em Auditoria Financeira)* – Escola Superior do Tribunal de Contas da União, Instituto Serzedello Corrêa, Brasília DF.

GUIZELINI, Dieval (2021). *Matriz de Confusão*. Disponível em “https://www.bioinfo.ufpr.br/moodle/pluginfile.php/725/mod_resource/content/0/05_matriz_de_confusao.pdf”, acessado em 6/3/2021.

JAQUES, Luíza da Silva. (2020) *Avaliação da qualidade de dados do Sistema Nacional de Registros Cíveis como insumo para a Fiscalização Contínua de Benefícios. Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização em análises de dados para o controle)* – Escola Superior do Tribunal de Contas da União, Instituto Serzedello Corrêa, Brasília DF.

LAGE (2014), Fernanda de Carvalho. *A Natureza Jurídica do Tribunal de Contas da União: uma análise sob a ótica da Teoria Geral do Estado, do Direito Administrativo e do Direito Constitucional*. 2014, Disponível em <http://www.publicadireito.com.br/artigos/?cod=57e5cb96e2254600>, acessado em 26/10/2020.

LIDDY, Elizabeth D. (2001). *Natural Language Processing*. Disponível em <https://surface.syr.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1019&context=cnlp>, acessado em 14/3/2020.

LIMA, Edilberto Carlos Pontes; DINIZ (2019), Gleison Mendonça. *O Tribunal de Contas no século XXI: desafios e perspectivas*. In: LIMA, Edilberto Carlos Pontes

(Coord.). Tribunal de Contas do século XXI. Belo Horizonte: Fórum, 2019. p. 101-123. (Coleção Fórum IRB, v. 3). ISBN 978-85-450-0713-5.

NEVES, F. R., SILVA, P. B., CARVALHO, H. L. M (2019). *Artificial ladies against corruption: searching for legitimacy at the Brazilian Supreme Audit Institution*. Revista de Contabilidade e Organizações, v. 13, p. 31-50, 2019.

NUNES, Dierle, MARQUES, Ana Luiza Pinto Coelho (2018). *Inteligência artificial e direito processual: vieses algorítmicos e os riscos de atribuição de função decisória às máquinas*. Revista de Processo. Vol. 285. 2018.

PAIVA, Túlio de (2017). *Celeridade e qualidade no trabalho: a percepção de auditores do Tribunal de Contas da União - TCU*. 2017. 52 f., il. Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado em Administração)—Universidade de Brasília, Brasília, 2017.

PARLAMERICAS (2020). *Characteristics of different external audit systems*. Disponível em http://www.parlamericas.org/uploads/documents/DfID_Characteristics_of_Different_SAls.pdf, acessado em 26/10/2020.

POWELL, John (2019). *Trust me, I'm a chatbot: How artificial intelligence in health care fails the Turing test*. Journal of medical Internet research, v. 21, n. 10, p. e16222, 2019. Disponível em <https://www.jmir.org/2019/10/e16222> acessado em 28/3/2021.

SCHIEFLER, Eduardo André Carvalho; CRISTÓVAM, José Sérgio da Silva; HARTMANN PEIXOTO, Fabiano (2020). *A inteligência artificial aplicada à criação de uma central de jurisprudência administrativa: o uso das novas tecnologias no âmbito da gestão de informações sobre precedentes em matéria administrativa*. Revista do Direito UNISC. v. 3, n. 50 (2020)<https://online.unisc.br/seer/index.php/direito/article/view/14981>. DOI:<http://dx.doi.org/10.17058/rdunisc.v3i50.14981>

TCE-MT (2018a) *LabContas e robôs Sofia, Alice e Mônica*. 1º Laboratório de Boas Práticas de Controle Externo. Disponível em <https://www.youtube.com/watch?v=VmFowL0iFQ>, acessado em 6/3/2021.

TCE-MT (2018b) *TCU mostra como transformar a tecnologia em aliada no combate às fraudes*. 1º Laboratório de Boas Práticas de Controle Externo. Disponível em <https://www.tce.mt.gov.br/conteudo/show/sid/73/cid/47109/t/TCU+mostra+como+transformar+a+tecnologia+em+aliada+no+combate+%E0s+fraudes>, acessado em 6/3/2021.

TCU (2018a). *Prêmio Reconhe-Ser 2018*. Disponível em https://portal.tcu.gov.br/data/files/2F/A3/84/7B/E351F6107AD96FE6F18818A8/Reconhe-Ser_2018.pdf, acessado em 14/3/2021.

TCU (2018b). *Ficha-síntese: Fiscalização Contínua de Benefícios*. Disponível em <https://portal.tcu.gov.br/biblioteca-digital/fiscalizacao-continua-de-beneficios-sociais-8A81881E7454EA7A01747343E20C2FEB.htm> acessado em 22/11/2020

TCU (2018c). *4º Seminário Internacional sobre Análise de Dados da Administração Pública*. Disponível em <https://www.youtube.com/watch?v=dwuekmELv40> acessado em 22/11/2020.

TCU (2019a). *Alice*. Disponível em <https://www.youtube.com/watch?v=ydE60iEXhQ8&t=6s> acessado em 24/11/2020.

TCU (2019b). *Ficha-síntese: Fiscalização Contínua de Benefícios Sociais*. Disponível em <https://portal.tcu.gov.br/biblioteca-digital/fiscalizacao-continua-de-beneficios-sociais.htm#:~:text=O%20Tribunal%20de%20Contas%20da%20Uni%C3%A3o%20encerrou%20em%202019%20o,Assist%C3%Aancia%20Social%20e%20do%20Trabalho> acessado em 22/11/2020.

TCU (2020a). *Inteligência Artificial auxilia fiscalização do TCU sobre compras relacionadas à Covid-19*. Disponível em <https://portal.tcu.gov.br/imprensa/noticias/inteligencia-artificial-auxilia-fiscalizacao-do-tcu-sobre-compras-relacionadas-a-covid-19.htm> acessado em 24/11/2020.

TCU (2020b). *6º Seminário Internacional Análise de dados na Administração Pública*. Disponível em <https://www.youtube.com/watch?v=zm4J0t39lGA> acessado em 24/11/2020.

TCU (2020c). *Ciclo: Integração dos Controles: Auditoria baseada em dados e evidências*. Disponível em https://www.youtube.com/watch?v=tnTYI17_Ppg&feature=youtu.be&t=2551 acessado em 25/11/2020.

TCU (2020d). *Zello, o chatbot do TCU, agora também no whatsapp*. Disponível em <https://www.facebook.com/TCUoficial/photos/a.216378358383182/3311893028831684> acessado em 27/3/2021.

TEIXEIRA E. (2011). *A Análise de Dados na pesquisa Científica: importância e desafios em estudos organizacionais*. Desenvolvimento Em Questão, 1(2), 177-201. <https://doi.org/10.21527/2237-6453.2003.2.177-201>.

WRIGHT, Jasmine; VERITY, Andrej. (2020). *Artificial Intelligence Principles for Vulnerable Populations in Humanitarian Contexts*. DH Network – digital Humanitarian Network Disponível em <https://www.digitalhumanitarians.com/artificial-intelligence-principles-for-vulnerable-populations-in-humanitarian-contexts/> acessado em 28/3/2021.