

**CONTRIBUIÇÃO AO PLANEJAMENTO ESTRATÉGICO: uma avaliação do uso de processamento de linguagem natural no monitoramento de sinais fracos**

**ALEXANDRE SILVEIRA PUPO**  
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO (USP)

**JOSÉ AFONSO MAZZON**  
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

# **CONTRIBUIÇÃO AO PLANEJAMENTO ESTRATÉGICO: uma avaliação do uso de processamento de linguagem natural no monitoramento de sinais fracos**

## **INTRODUÇÃO**

O monitoramento do ambiente é inerente à gestão organizacional desde os seus primórdios e mostra a sua crescente relevância por conta da consolidação de economias baseadas em conhecimento, derivadas de sociedades interconectadas que veem novas dinâmicas produtivas e sociais nessas configurações (Castells, 2010; Eloundou et al., 2023). Inundada por volumes crescentes de informações e por mudanças que se tornam contínuas, as organizações e seus gestores precisam olhar com maior atenção para aquilo que pode acontecer, de modo que se tornou essencial empregar elementos indicativos do futuro identificados a partir de abordagens de planejamento ou de prospecção (Ansoff et al., 2018; Kostoff et al., 2004; A. L. Porter et al., 2011; Rohrbeck & Bade, 2012). Dentre essas abordagens está o monitoramento de Sinais Fracos (*Weak Signals*) (Ansoff, 1975; Ansoff et al., 2018) – que, como se pretende mostrar, pode ser feito a partir do uso de Processamento de Linguagem Natural (PLN). Interconectando os campos do Planejamento Estratégico-Organizacional e do processamento de informações, essa pesquisa contribui para avanços na gestão organizacional.

Mesmo diante dessas possibilidades, a adoção de PLN em contextos dessa natureza ainda se mostra inexpressiva, seja em função do desconhecimento dos recursos da área, de uma pretensa baixa aderência às demandas de gestão organizacional, de dificuldades na integração de áreas do conhecimento, do alto grau de dependência de especialistas ao longo de cadeias de tratamento e avaliação de informações, ou em função da obtenção de resultados negativos em experimentações (Geurts et al., 2022; Miller et al., 2012; Mühlroth & Grottke, 2018; Rohrbeck & Bade, 2012). Desse modo, de que maneira o monitoramento de Sinais Fracos no contexto do Planejamento Estratégico-Organizacional pode ser melhorado mediante o uso de PLN?

Para responder à essa questão, a pesquisa tem os objetivos de (i) determinar lacunas – relacionadas com a interação humano-máquina e com os modos de aplicação de PLN – em modelos para o monitoramento de Sinais Fracos no contexto do Planejamento Estratégico-Organizacional e de (ii) gerar proposições direcionadoras de pesquisas que estruturem e materializem um modelo conceitual para endereçar as lacunas identificadas.

Isso será feito a partir de um Mapeamento Sistemático de Literatura, de modo que, gerencialmente, essa pesquisa contribui para identificar, caracterizar e fomentar esforços de construção de modelos de análise no âmbito de atividades de planejamento, atividades essas que são tão relevantes quando a própria Administração e que vêm sendo discutidas há décadas (Fischmann & de Almeida, 1993; Paschen, 2020).

Metodológica e teoricamente, a pesquisa contribui para estender a abordagem concebida por Ansoff (Ansoff, 1975; Ansoff et al., 2018), fomentar melhorias no Planejamento Estratégico-Organizacional e preencher lacunas de pesquisas das últimas décadas (Geurts et al., 2022; Miller et al., 2012; Rohrbeck & Bade, 2012). Sobre os impactos sociais (Fini et al., 2018; Miedema, 2022), alinha-se com questões de produtividade, desenvolvimento tecnológico e inovação dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável 8 e 9 (United Nations, 2022).

## **FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **Correntes de Pensamento no Planejamento Estratégico-Organizacional**

Há diversas correntes de pensamento no âmbito do Planejamento Estratégico-Organizacional e nessa pesquisa é adotada a denominada “Arquitetura Estratégica”, pois tal corrente versa sobre o movimento contínuo de adaptações organizacionais em contextos de ambientes internos e externos, tendo Hamel e Prahalad (1996) como maiores representantes.

Mesmo não sendo a corrente de pensamento mais relacionada com Ansoff – que é considerado um integrante da escola do “Planejamento Formal” (Oliveira, 2018) – é possível associá-lo à “Arquitetura Estratégica” pelo fato de ter desenvolvido recursos como a Matriz de Ansoff e o conceito de Sinais Fracos. Além disso, os recursos desenvolvidos por Ansoff também dialogam com a corrente “Posicionamento”, cujo expoente é M. E. Porter (1998).

### **O Planejamento Estratégico-Organizacional e sua orientação para o futuro**

Considerando essas linhas de pensamento, o Planejamento Estratégico-Organizacional pode ser visto como o recurso sociotécnico usado por organizações para se conscientizarem sobre fatores internos e externos e desenvolverem capacidades de ação adequadas e em tempo hábil (Ansoff, 1975; Fischmann & de Almeida, 1993; Hamel & Prahalad, 1996).

Assim como o planejamento e o monitoramento do ambiente figuram como componentes primordiais da gestão, os mecanismos tecnológicos de processamento de dados desempenham papel fundamental nas sociedades desde o seu surgimento e hoje é impossível imaginar o funcionamento do mundo sem eles (Frey & Osborne, 2013; Swedin & Ferro, 2007).

Diante dessa interdependência é necessária uma eficiência crescente na execução das atividades e na obtenção de resultados, de modo que recursos de avaliação e de previsão se tornaram indispensáveis (A. L. Porter et al., 2011; Rohrbeck & Bade, 2012). Tal interdependência fomentou o surgimento de recursos analíticos como o de Extrapolação de Tendências e as vertentes de estudos prospectivos fundamentadas em conhecimento de especialistas como Delphi e Cenários (Kostoff et al., 2004; Lotfi & Pela, 2009; Schoemaker, 1995; Skulmoski & Hartman, 2007).

Métodos de caráter extrapolativo demandam análises quantitativas e recursos matemático-estatísticos, de modo que possuem maiores pré-condições (Morgan, 2017; Rajpurkar et al., 2022). Métodos baseados em mapeamentos ou em conhecimentos de especialistas, por sua vez, apresentam menos pré-condições e permitem o uso de abordagens qualitativas (Bouhaleb & Smida, 2018; Skulmoski & Hartman, 2007). Situados antes essas duas vertentes estão os métodos capazes de combinar elementos qualitativos e quantitativos como monitoramento de Sinais Fracos que é discutido, a seguir, em termos de conceitos, de aplicações e de perspectivas.

### **Os Sinais Fracos**

Introduzido na década de 1970 como ferramenta de gestão, os Sinais Fracos – indícios incompletos da manifestação de fenômenos e que podem demandar ações (Ansoff, 1975) – vêm evoluindo ao longo das décadas (Ansoff et al., 2018; Haeckel, 2004) como instrumento de identificação de tendências (Godet, 1994) e de rupturas (Lesca & Janissek-Muniz, 2022).

No ciclo inicial, o foco foi dado nas perspectivas de aplicação dos Sinais Fracos pelo fato de o caráter de novidade ter demandado experimentações. Desse modo, formas de implementação na organizações (Narchal et al., 1987; Reinhardt, 1984) dominaram as discussões. Em um segundo movimento, os Sinais Fracos sofreram críticas no contexto da efetividade de resultados e da capacidade de auxiliar organizações e gestores (Haeckel, 2004).

Na terceira onda, os Sinais Fracos passam por certa renovação em função do surgimento de novas técnicas e tecnologias que permitem estruturar novos processos e análises, como abordagens fundamentadas em mineração e agrupamento de dados (Thorleuchter et al., 2014; Yoon, 2012) e na junção com *Foresight* (Mendonça et al., 2012) e com estudos do futuro (Rossel, 2012). As propostas de novas conceituações de Sinais Fracos (Hiltunen, 2008; Kayser & Bierwisch, 2016), bem como experimentações baseadas em Computação Quântica (Griolbarres et al., 2021) também evidenciam que o movimento iniciado por Ansoff (1975) continua evoluindo. Como o monitoramento do ambiente é indissociável do planejamento e da gestão, os Sinais Fracos são um recurso necessário e o seu uso baseado em PLN é capaz de proporcionar melhores resultados para as organizações.

## O Processamento de Linguagem Natural

A Inteligência Artificial (IA) pode ser definida como um campo interdisciplinar que almeja entender e replicar a inteligência humana por meio de recursos matemáticos, estatísticos e computacionais (Lecun et al., 2015; McCarthy et al., 1955). Uma de suas vertentes com destaque crescente é o PLN – área interdisciplinar que trata do processamento da linguagem humana – por vir evoluindo rapidamente a capacidade de tratamento computadorizado da linguagem e gerando resultados relevantes (Ferreira & Lopes, 2019; Jurafsky & Martin, 2023).

Existem inúmeras técnicas de PLN para o tratamento e a extração de aspectos dos conteúdos e um conjunto de conteúdos é denominado *corpus*, que pode ser definido como uma coleção de dados linguísticos gerado de maneira natural (Garside et al., 1997). Dadas as capacidades do PLN de processar e identificar elementos, condensá-los em suas porções mais relevantes e detectar aspectos e níveis de sentimentos, considera-se haver espaço para novos modelos de análise, de modo que se contribua para o atingimento dos objetivos dessa pesquisa.

### Lacuna a Ser Explorada

Há hiatos relacionados com o tratamento de Sinais Fracos sem as elevadas pré-condições matemático-estatísticas e sem a obrigatoriedade do uso de especialistas. Isso ocorre por haver recursos tecnológicos como os de PLN ainda não plenamente empregados no tratamento dos crescentes volumes de dados em uma realidade de adaptações organizacionais contínuas em termos de ambientes internos e externos e essa pesquisa contribui nesse contexto.

## METODOLOGIA

Dados os objetivos dessa pesquisa, adota-se o Mapeamento Sistemático da Literatura (Kitchenham et al., 2009; Kitchenham & Charters, 2007) – variação de Revisão Sistemática de Literatura (Petticrew & Roberts, 2008) – que permite identificar o estado da arte e lacunas, bem como elaborar proposições por meio de coletas e análises a partir do protocolo do Quadro 1.

### Quadro 1 – Protocolo do Mapeamento Sistemático da Literatura

#	Elemento	Descrição
1	Definição do escopo da pesquisa	Definido de acordo com “Introdução” e “Fundamentação Teórica”.
2	Definição das metas da pesquisa	Pontos de investigação levantados na “Introdução” e sustentados pela “Fundamentação Teórica”.
3	Execução da estratégia de busca	Buscas (Quadro 2) no título, resumo e palavras-chave de produções científicas em Administração nas bases Scopus e Web of Science.
4	Definição dos critérios de seleção	Critério de inclusão: ser pesquisa sobre uso de PLN no monitoramento de Sinais Fracos para Planejamento Estratégico-Organizacional.
5	Seleção da produção científica	Aplicação do critério de seleção especificado no elemento #4 nas seções das produções científicas elencadas pelo elemento #3.
6	Análise e síntese dos dados	Análise da produção científica sob a ótica dos objetivos de pesquisa e dos elementos do referencial teórico, após seleção via elemento #5.
7	Disseminação dos resultados	Disseminação dos resultados por meio dessa publicação científica.
8	Definição do período de execução	Realização do Mapeamento Sistemático da Literatura entre abril de 2023 e junho de 2023.

Fonte: Adaptado de Kitchenham e Charters (2007)

## Quadro 2 – Termos e buscas realizadas nos repositórios Scopus e Web of Science (WoS)

Termos	Scopus	WoS
Weak Signal	TITLE-ABS-KEY ((“weak	TS = ((“weak signal” OR
Weak Signals	signal” OR “weak signals”)	“weak signals”) AND
Natural Language Processing	AND (“natural language	(“natural language
NLP	processing” OR “nlp” OR	processing” OR “nlp” OR
Computational Linguistics	“computational linguistics”))	“computational linguistics”))

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

A aplicação dos elementos #1 até #3 do protocolo resulta em 40 produções científicas e via eliminação de duplicações e aplicação dos elementos #4 e #5 o conteúdo é reduzido a oito produções científicas – Quadro 3 – examinadas na seção “Análise dos Resultados”.

## Quadro 3 – Produções científicas relevantes para a pesquisa

Autores	Relevância
Capet et al. (2008)	Uso de PLN para extrair eventos em demandas de análise de riscos.
Efimenko e Khoroshevsky (2018)	Proposição de sistema baseado em técnicas de PLN para detectar Sinais Fracos relacionados com o avanço de novas tecnologias.
Griol-Barres et al. (2019a)	Uso de mineração de textos e de PLN para identificar Sinais Fracos em uma análise do mercado de IA.
Griol-Barres et al. (2019b)	Uso de mineração de textos e de PLN para identificar Sinais Fracos em uma análise do mercado de painéis solares.
Griol-Barres et al. (2020)	Uso de mineração de textos e de PLN para identificar Sinais Fracos em uma análise do mercado de sensoriamento remoto.
Ebadi et al. (2022)	Uso de técnicas de PLN para a detecção de Sinais Fracos em <i>Roadmap</i> tecnológico.
Vignoli et al. (2022)	Uso de Aprendizado de Máquina e de técnicas de PLN para detectar Sinais Fracos em processos de <i>Foresight</i> .
Kok et al. (2022)	Uso de PLN para indicar Sinais Fracos em planejamento militar.

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Para identificar com clareza adicional lacunas nas produções científicas do Quadro 3 é utilizada uma combinação dos instrumentos de avaliação desenvolvidos por Parasuraman (2000) e por Sheridan e Verplank (1978) que medem níveis de interação homem-máquina.

## Quadro 4 – Níveis de automação de interações homem-máquina

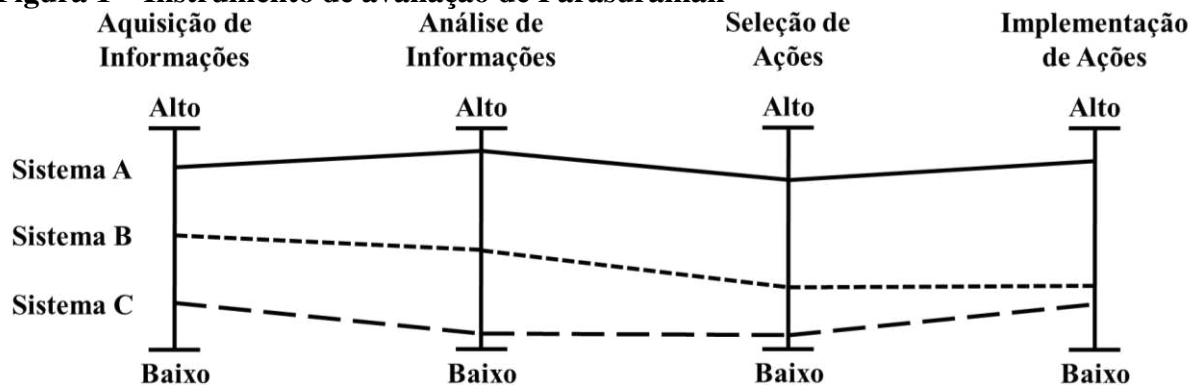
Nível	Descrição da interação
1	Humanos realizam todas as interações, sem auxílio de computadores
2	Computadores oferecem um conjunto de opções
3	Computadores oferecem um conjunto de opções e sugerem uma delas
4	Computadores definem uma ação que pode ou não ser executada pelos humanos
5	Computadores definem uma ação e aguardam uma aprovação humana para agir
6	Computadores definem uma ação e aguardam o cancelamento por humanos
7	Computadores executam as tarefas e obrigatoriamente informam os humanos
8	Computadores executam as tarefas e informam humanos apenas se solicitados
9	Computadores executam as tarefas e decidem se informam ou não os humanos
10	Computadores decidem se executam as tarefas e se informam os humanos

Fonte: Adaptado de Sheridan e Verplank (1978)

Apesar de o instrumento de Sheridan e Verplank ter sido desenvolvido há décadas para a área militar, ainda fundamenta modelos atuais de avaliação de elementos na fronteira do conhecimento (Li et al., 2012; Payre et al., 2016) e seus critérios de avaliação – Quadro 4 – podem ser aplicados em outros contextos.

O instrumento de Parasuraman – Figura 1 – também evoluiu e contribui para pesquisas recentes (Dwivedi et al., 2021; Endsley, 2017; Hoff & Bashir, 2015). Conforme mostra o Quadro 5, o instrumento apresenta dimensões funcionais que os sistemas podem manifestar, mas não utiliza quantificadores definidos como fazem Sheridan e Verplank (1978).

**Figura 1 – Instrumento de avaliação de Parasuraman**



Fonte: Adaptado de Parasuraman (2000)

**Quadro 5 – Dimensões funcionais do instrumento de avaliação de Parasuraman**

Dimensão	Descrição do que os sistemas podem realizar
(1) Aquisição de Informações	Percepção e registro de dados com eventual organização
(2) Análise de Informações	Inferência, extrapolação, predição ou integração de dados
(3) Decisão e Seleção de Ações	Geração de hipóteses e seleção de alternativas de decisão
(4) Implementação de Ações	Execução da ação escolhida

Fonte: Adaptado de Parasuraman (2000)

Dessa forma, os níveis de automação do modelo de Sheridan e Verplank são adicionados como quantificadores das quatro dimensões funcionais do instrumento de Parasuraman. Essa combinação de elementos é aqui denominada “Instrumento classificatório Sheridan-Verplank-Parasuraman” e apresenta a capacidade de melhorar avaliações dos níveis de interação homem-máquina de abordagens de análise de dados baseadas em elementos tecnológicos. Isso se dá por uma padronização de dimensões funcionais e de critérios de avaliação, de modo que o resultado de sua aplicação é apresentado na seção “Análise dos Resultados”.

## ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nessa seção é apresentado o resultado da análise da produção científica seguindo o estabelecido no elemento #6 do protocolo – Quadro 1 –, de forma que sob a ótica dos objetivos e do referencial teórico é possível apontar lacunas que permitam a elaboração de proposições para o direcionamento de pesquisas de concepção e materialização de um modelo conceitual.

### Capet et al. (2008) – A Dependência de Conhecimento Pré-Construído

Na pesquisa mais antiga sobre o tema, Capet et al. (2008) tratam da avaliação de riscos mediante o uso de ferramentas para lidar com grandes volumes de dados e, nesse sentido, propõem um modelo de identificação de eventos baseada em um analisador sintático (Gildea & Jurafsky, 2002) para extrair elementos dos conteúdos processados.

Apesar da proposta de tratamento automatizado, elementos extraídos de textos científicos e jornalísticos ainda precisam passar pelo crivo de especialistas em linguística e da área analisada, havendo também a participação de especialistas na construção de artefatos como Cenários (Schoemaker, 1995; Yoshida et al., 2013) para a definição dos potenciais rumos dos eventos e Ontologias (Gruber, 1993) usadas na base de conhecimento. O modelo compara o conteúdo sob análise com os elementos dos Cenários e das Ontologias, externalizando as convergências e as divergências inferidas.

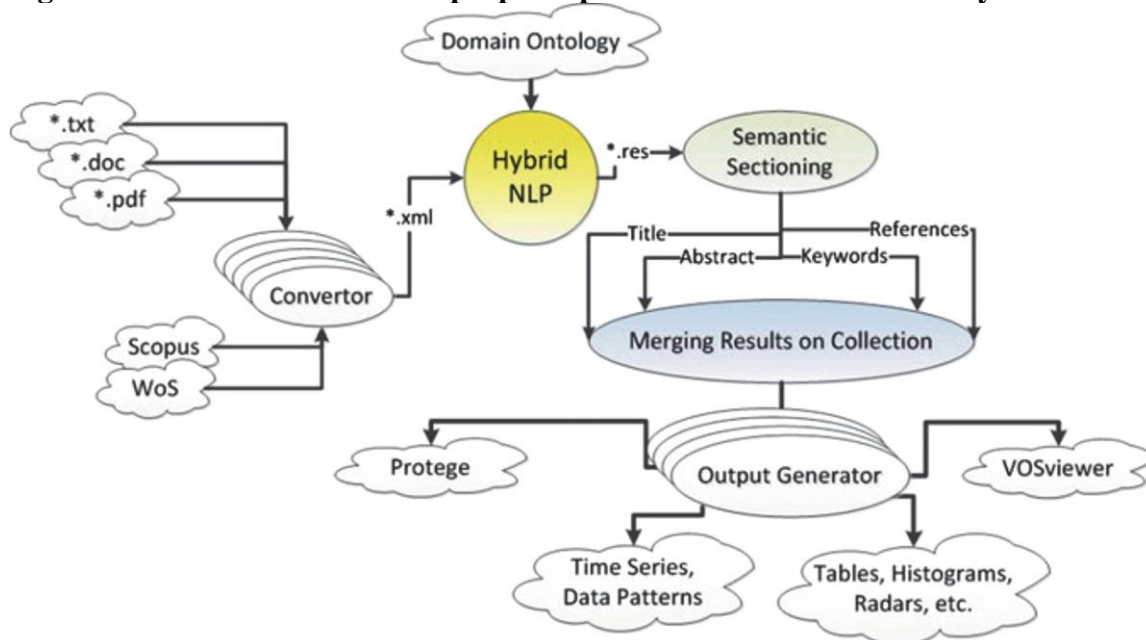
O uso de Cenários e de Ontologias reduz a chance de erros, mas fragiliza o modelo em termos de velocidade e, principalmente, de abrangência ao limitá-lo em função da agilidade e da capacidade de construção de Cenários e de Ontologias por especialistas. Além disso, há o risco de introdução de vieses que já é amplamente discutido em outros contextos como ciências comportamentais, tomada de decisão, marketing e IA (Baker & Hawn, 2022; Martino, 1993; Pilli et al., 2022; Tversky & Kahneman, 1981).

No entanto, a principal limitação do modelo deriva dos dados de entrada, pois apenas conteúdo sabidamente relacionado com o tema sob análise é utilizado para compor o *corpus*.

### Efimenko e Khoroshevsky (2018) – A Busca pela Adequação via Introdução de Ruído

Em uma pesquisa tratando do uso de métodos automatizados para identificar soluções tecnológicas promissoras a partir da análise de conteúdo, os autores justificam que tal esforço é por conta da atenção reduzida dada para tal tipo de abordagem quando comparada com aquelas que almejam identificar níveis de maturidade das tecnologias. Apesar de um intervalo de uma década entre as pesquisas, os autores seguem caminho semelhante ao de Capet et al. (2008). Empregam PLN na extração de elementos do *corpus* sob análise e sofrem das mesmas limitações ao classificá-los via Ontologia conforme exibido na estrutura da Figura 2.

Figura 2 – Estrutura do modelo proposto por Efimenko e Khoroshevsky



Fonte: Efimenko e Khoroshevsky (2018)

Além disso, também pode ter os resultados afetados por empregar um processo de anotação – a inclusão de informações de caráter interpretativo ou linguístico ao conteúdo de um *corpus* (Garside et al., 1997) – entre as etapas de processamento. Isso abre espaço para a não identificação de tecnologias promissoras, pois depende de definições prévias feitas por especialistas sobre quais tecnologias são ou não promissoras.

Os dados analisados são artigos científicos e um ponto de diferenciação é o fato de serem usadas outras formas de visualização de resultados como o Hype Cycle (Fenn & Blosch, 2018; O’Leary, 2008). No entanto, o modelo é limitado por depender de especialistas para alocar as tecnologias na curva do Hype Cycle e para indicar os fatores de escolha dessas tecnologias.

Na etapa de extração e análise de elementos são gerados dois tipos de resultados similares às Entidades Nomeadas (Nadeau & Sekine, 2007), sendo o primeiro tipo um conjunto de indicadores e o segundo um conjunto de Conceitos Tecnológicos. Por depender de especialistas para a avaliação, esses resultados podem ser afetados por vieses e falta de domínio dos temas.

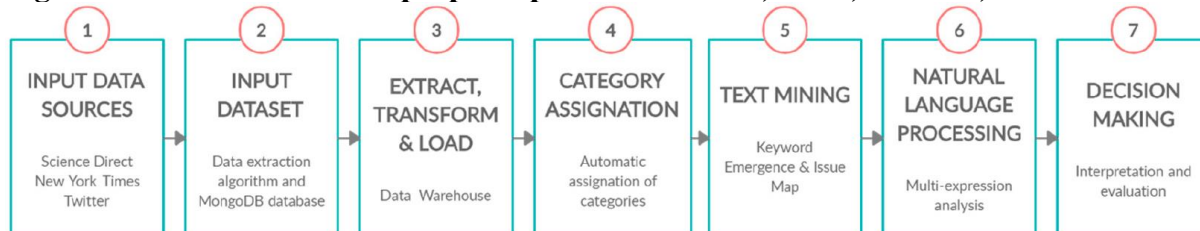
A abordagem tem a abrangência limitada por não utilizar o texto completo dos artigos científicos e por não empregar técnicas de extração das partes mais relevantes de textos como a Sumarização (Bhat et al., 2018), visto que título, palavras-chave, resumo e referências bibliográficas não manifestam a totalidade de artigos científicos.

### Griol-Barres et al. (2019a, 2020, 2019b) – Especialistas, Especialistas e Especialistas

Sob a justificativa de que possuir capacidades de tomada de decisão mais refinadas seja o caminho mais promissor para a obtenção de melhores resultados, Griol-Barres et al. (2019a, 2020, 2019b) afirmam ser necessário identificar Sinais Fracos para que processos decisórios realizados mais precocemente e com janelas de oportunidade mais estreitas sejam consistentes.

Nesse sentido, vêm desenvolvendo o modelo apresentado na Figura 3 combinando PLN com recursos de Inteligência de Negócios para o tratamento de conteúdos como artigos científicos, notícias e Redes Sociais – o Twitter. A meta é auxiliar organizações na detecção de termos relacionados com os rumos que as áreas analisadas seguirão e usam as áreas de IA, de painéis solares e de sensoriamento remoto como exemplos.

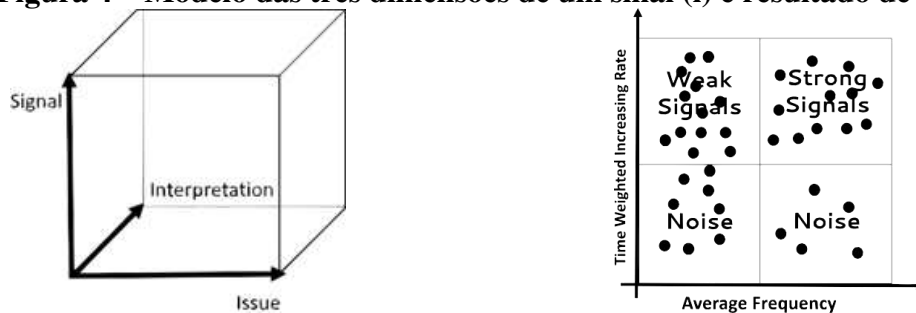
**Figura 3 – Blocos do modelo proposto por Griol-Barres, Milla, Cebrián, Fan e Millet**



Fonte: Griol-Barres et al. (2020)

Para a identificação de um Sinal Fraco utilizam o modelo de Hiltunen (2008) – Figura 4 (i) – dizendo que um termo é considerado um Sinal Fraco caso haja evidências de duas das três dimensões e gerando gráficos de quatro quadrantes como o da Figura 4 (ii) para os especialistas que têm a função de avaliar se os termos realmente são ou não Sinais Fracos.

**Figura 4 – Modelo das três dimensões de um sinal (i) e resultado de uma análise (ii)**



(i)

(ii)

Fonte: Adaptado de Hiltunen (2008) e de Griol-Barres et al. (2019a, 2019b)



Em termos de limitações, um primeiro aspecto que merece atenção diz respeito ao uso da *Stemmização* no terceiro bloco construtivo do modelo. A *Stemmização* remove afixos de palavras – “gato” e “gatas” se tornam “gat” (Jurafsky & Martin, 2023; Lovins, 1968) – e como os Sinais Fracos se revelam de maneira incompleta, aplicar essa técnica pode invalidar os benefícios da adoção de PLN dado o risco de eliminação de elementos relevantes.

Assim como Capet et al. (2008) e Efimenko e Khoroshevsky (2018), introduzem vieses e limitações – como potenciais falhas interpretativas derivadas da falta de domínio de assuntos – ao demandarem especialistas na estruturação e no ajuste de resultados dos blocos construtivos como no (i) quarto bloco para alocar termos nas categorias que considerarem mais adequadas (Yoon, 2012), no (ii) quinto bloco para definir parâmetros de importância dos documentos em função da data de publicação e no (iii) sétimo bloco para interpretar resultados.

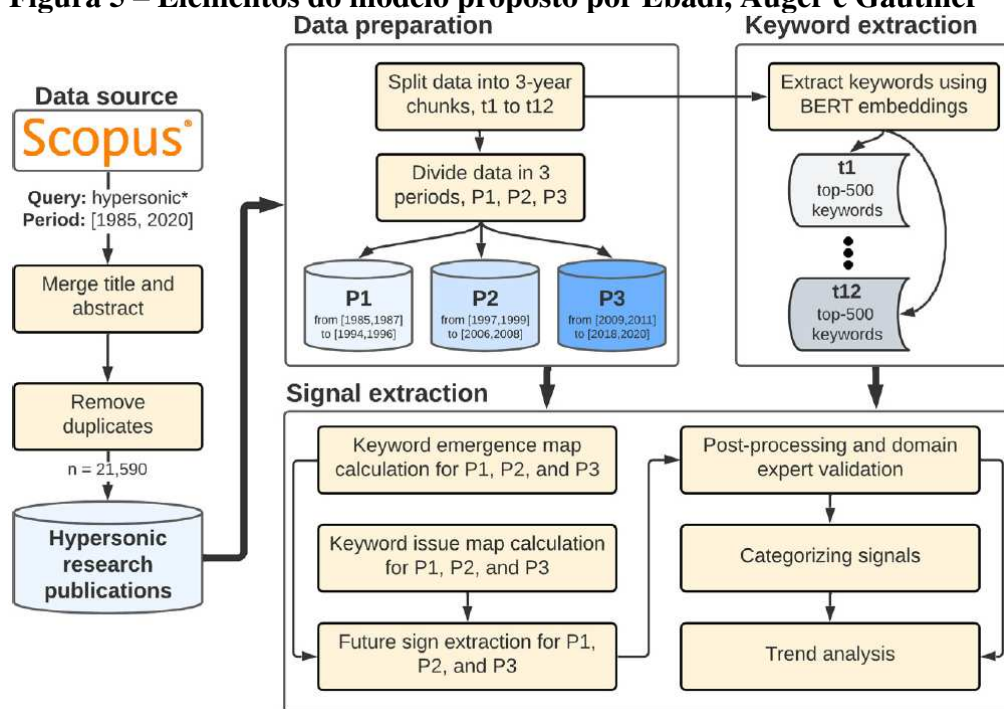
E mesmo tratando dados de três fontes, a abordagem falha por trazer da Rede Social apenas conteúdo explicitamente relacionado com os artigos científicos e com as notícias, descartando elementos indicativos de Sinais Fracos.

Apesar da evolução da abordagem ao longo das pesquisas e de não utilizar Ontologias para avaliações como fazem Capet et al. (2008) e Efimenko e Khoroshevsky (2018), o modelo ainda apresenta limitações por adotar uma técnica de PLN que pode eliminar elementos representativos de Sinais Fracos e, principalmente, por depender de especialistas em diversas etapas que antecedem a disponibilização de resultados para as partes interessadas.

### Ebadi et al. (2022) – O Risco dos Grandes Modelos de Linguagem

Em pesquisa recente, Ebadi et al. (2022) tentam endereçar o fato de que tecnologias emergentes ou disruptivas podem desestabilizar esforços estratégicos e, para isso, empregam uma abordagem baseada em Redes Neurais Artificiais (Lecun et al., 2015; Muthukrishnan et al., 2020) que analisa conteúdo de publicações científicas para identificar sinais considerados indicativos de futuro. Apesar de abordarem uma questão relevante e usarem técnicas recentes de IA – Figura 5 –, esbarram nas mesmas limitações de outras pesquisas abordadas nessa seção.

**Figura 5 – Elementos do modelo proposto por Ebadi, Auger e Gauthier**



Fonte: Ebadi et al. (2022)

Duas dessas limitações são relacionadas com o agrupamento dos dados analisados em intervalos de três anos e a dependência de especialistas para a validação de resultados que podem ofuscar Sinais Fracos, introduzir vieses ou produzir falhas interpretativas derivadas da falta de domínio de assuntos, prejudicando decisões e ações que devem ser cada vez mais céleres (Ansoff, 1975; Halal, 2013; Mankins, 2002).

No entanto, a principal limitação é o emprego de um LLM – acrônimo para Grande Modelo de Linguagem ou *Large Language Model* no original em inglês (Bommasani et al., 2022; Jurafsky & Martin, 2023) – por haver potencial de geração de resultados inconsistentes – também designados por alucinações (Ji et al., 2023) – ao se usar um LLM treinado a partir de corpus genérico e com recorte temporal, mesmo mediante cuidados nos treinamentos complementares para especializar o LLM (Griol-Barres et al., 2020; Mukherjee et al., 2023).

Dadas essas limitações, o modelo é enfraquecido por não diferir conceitualmente de outras abordagens (Capet et al., 2008; Efimenko & Khoroshevsky, 2018; Griol-Barres et al., 2019b, 2019a, 2020) em relação à dependência de especialistas e à introdução de vieses. Além disso, ainda introduz um LLM que traz limitações adicionais relacionadas com janelas temporais no *corpus* e com potenciais resultados desconectados dos contextos de análise.

### **Vignoli et al. (2022) – As Múltiplas Faces do Viés em Potencial**

Em pesquisa que teve a pandemia de Coronavírus (COVID-19) como tema, os autores exploram as capacidades de técnicas de PLN e de Aprendizado de Máquina para identificar Sinais Fracos na forma de declarações de caráter prospectivo acerca da pandemia. Declarações desse tipo são conteúdos que representam ou são interpretados como: suposições, especulações, prognósticos, perspectivas de longo prazo, expectativas, avisos, estimativas, recomendações, evidências de impactos ou perguntas abertas. Para os autores, a obtenção de resultados positivos a partir da abordagem proposta é capaz de subsidiar processos de *Foresight* – a prospecção de múltiplas possibilidades de futuro que permite um preparo para mudanças em potencial (European Commission, 2020; Mazzero, 2019) – no âmbito do Planejamento Estratégico.

A pesquisa é baseada na análise de notícias e publicações científicas são utilizadas na etapa ulterior para a obtenção de informações complementares, sendo que um exemplo de declaração de caráter prospectivo identificada pela abordagem é mostrado no Quadro 6.

#### **Quadro 6 – Exemplo de declaração de caráter prospectivo**

<b>Indivíduo</b>	<b>Declaração identificada</b>	<b>Pontuação</b>
Anthony Fauci	[...] “ <i>We will have considerably more testing in the future, but you don’t wait for testing.</i> ” Fauci said on “ <i>CBS This Morning.</i> ” [...]	0,99

Fonte: Adaptado de Vignoli et al. (2022)

Vignoli et al. (2022) empregam Redes Neurais Artificiais para a classificação dos conteúdos como declarações de caráter prospectivo ou não, de modo que as limitações são as mesmas apontadas na abordagem de Ebadi et al. (2022).

Apesar de o resultado esperado das análises ser a indicação de potenciais Sinais Fracos representados pelas declarações prospectivas, o objetivo central é gerar subsídios para processos de *Foresight* e isso diminui o impacto das limitações apontadas por não ser necessário gerar apenas um resultado como no *Forecast* (Armstrong, 1985; A. L. Porter et al., 2011).

No entanto, a proposta não difere das demais avaliadas nessa seção por ter os resultados dependentes da ação de especialistas e sujeitos aos mesmos riscos. Isso ocorre, pois especialistas são necessários na estruturação das Redes Neurais Artificiais que processam os dados e pelo fato de o modelo ser parte de um processo de *Foresight* que é totalmente dependente do trabalho colaborativo entre especialistas e partes interessadas (Coates et al., 2010).

## **Kok et al. (2022) – Uma Suposta Capacidade de Previsão**

Argumentando – assim como Kostoff et al. (2004) e Halal (2013) – que a antecipação permite um melhor preparo para mudanças, Kok et al. (2022) desenvolvem uma pesquisa com foco em demandas militares. O objetivo é o de identificar Sinais Fracos indicativos do surgimento de novas tecnologias para melhorar a capacidade estratégica da Organização do Tratado do Atlântico Norte (OTAN) (North Atlantic Treaty Organization, 2023). A abordagem é caracterizada por tentar classificar elementos em uma dimensão temporal e os dados utilizados são resumos de artigos científicos disponibilizados no repositório arXiv (arXiv, 2023).

Assim como em Ebadi et al. (2022), utiliza um LLM para processar resumos dos 1,9 milhões de artigos científicos coletados, porém sofre de escassez de conteúdo por não usar os textos completos dos artigos científicos disponíveis no repositório arXiv. No entanto, adotam uma estratégia diferente da usada por Ebadi et al. (2022) em relação ao LLM e descartam os parâmetros pré-existentes. Essa escolha pode minimizar limitações de recortes temporais e de escopo dos dados de treinamentos iniciais, mas não elimina riscos de geração de inconsistências ou de alucinações dada a chance de introdução de vieses no novo *corpus* de treinamento.

Outra limitação é o fato de tentarem posicionar os tópicos identificados em uma linha temporal, caracterizando uma redundância e um desperdício de recursos e de tempo pelo fato de os conteúdos do repositório arXiv possuírem suas respectivas datas de referência.

Um ponto de atenção metodológica é o fato de usarem o conceito de adoção dos tópicos por uma “Grande Comunidade” como um critério para determinar se eles são emergentes ou não, porém sem definir “Grande Comunidade” quantitativa ou qualitativamente.

E o ponto de maior atenção é o aspecto de previsão (Armstrong, 1985; A. L. Porter et al., 2011) embutido no modelo. Kok et al. (2022) afirmam que tópicos reaparecerão em publicações científicas futuras se o LLM os apontar como relevantes, assumindo, dessa forma, que a característica de um LLM de gerar resultados com maior grau de relação com os conteúdos tratados por último durante o processamento é uma expressão da capacidade de previsão.

A principal limitação da abordagem acaba sendo uma combinação não usual de elementos como (i) a utilização de apenas o resumo dos artigos científicos analisados, (ii) o descarte dos parâmetros prévios de treinamento do LLM em um contexto em que a agilidade é um aspecto importante, (iii) um esforço redundante de posicionar no tempo dados que já possuem referências temporais e, principalmente, (iv) a atribuição da capacidade de previsão ao LLM.

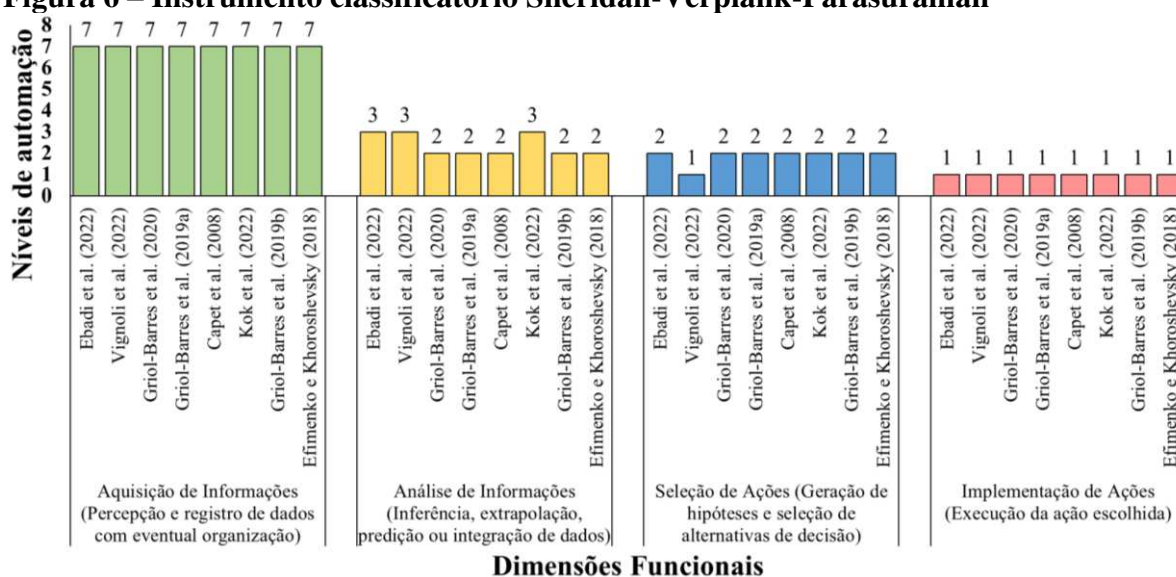
O aprendizado que se tira dessa abordagem é a cautela necessária ao se utilizar um LLM em tarefas de PLN. Além das limitações trazidas pelo *corpus* construído a partir de apenas uma parcela dos dados, a atribuição de poder preditivo ao LLM configura uma tentativa de encontrar uma solução singela para a atividade de previsão que é estudada há muito tempo e, pelo menos no campo do Planejamento Estratégico-Organizacional (Lesca & Janissek-Muniz, 2022; A. L. Porter et al., 2011), ainda não apresenta perspectivas de solução dadas as suas características.

## **Os Níveis de Interação Homem-Máquina das Abordagens**

Em função das limitações das pesquisas analisadas, na Figura 6 é apresentado o “Instrumento classificatório Sheridan-Verplank-Parasuraman” para também ser possível considerar comparativamente os aspectos do grau de interação humano-máquina dos modelos.

Exceto pela dimensão de aquisição de informações cujas técnicas e tecnologias já são maduras (Jacobson et al., 2012; Jallan & Ashuri, 2020), todas as demais apresentam baixos níveis de automação. A dimensão de implementação de ações naturalmente possui um baixo nível de automação por não ser foco do tipo de modelos discutidos nessa pesquisa. No entanto, as dimensões de seleção de ações e, principalmente, de análise de informações deveria apresentar maiores níveis de automação em todas as abordagens analisadas por conta do uso prático de técnicas e de tecnologias avançadas ou até mesmo na fronteira do conhecimento.

**Figura 6 – Instrumento classificatório Sheridan-Verplank-Parasuraman**



Fonte: Adaptado de Parasuraman (2000)

Na próxima seção é feita a discussão para fomentar proposições que direcionem pesquisas sobre a concepção e a materialização de um modelo que enderece as lacunas identificadas.

## DISCUSSÃO

Dado que (i) há uma quantidade reduzida de pesquisas no contexto do Planejamento Estratégico-Organizacional sobre o tratamento de Sinais Fracos via recursos de PLN, (ii) as abordagens analisadas apresentam limitações e lacunas – relacionadas com fontes e elementos de tratamento de dados, premissas de modelos e de análise de dados e com a dependência de especialistas –, (iii) todos os modelos apresentam baixos níveis de automação nas dimensões de interação homem-máquina e que (iv) é necessário trazer maior celeridade para processos de planejamento organizacional, uma proposição que pode ser gerada é a presente no Quadro 7.

### **Quadro 7 – Proposição sobre a criação de um Modelo Conceitual**

**É possível estruturar um modelo conceitual para o monitoramento de Sinais Fracos no contexto do Planejamento Estratégico-Organizacional que não sofra das limitações das abordagens propostas até então, contribuindo para aproximar aquilo que foi proposto por Ansoff (Ansoff, 1975; Ansoff et al., 2018) das atuais demandas de planejamento.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

O fato de as etapas de planejamento serem de execução predominantemente manual na abordagem criada por Ansoff (Ansoff, 1975; Ansoff et al., 2018), de as pesquisas analisadas apresentarem limitações e de, atualmente, haver técnicas e tecnologias mais avançadas permite que se vislumbre formas mais eficientes de execução de atividades. Nesse sentido, o emprego adequado de PLN é capaz de produzir resultados semelhantes aos dos seres humanos no tratamento de linguagem natural (Brynjolfsson et al., 2023), possibilitando reorganizar dados e acrescentar camadas de análise para atividades de Planejamento Estratégico-Organizacional.

Havendo tal potencial, a baixa quantidade de pesquisas nessa área pode ser explicada, em parte, pela pouca idade de uma parcela dos recursos de PLN e pelo atingimento relativamente recente de capacidades computacionais habilitadoras de usos desses recursos em atividades complexas que lidem com dados de diversas fontes, em formatos diversificados e em grandes volumes (Anandan, 2021; Moore, 1998). Esse contexto ainda não plenamente aproveitado sob

diversos aspectos e a confluência de fatores sociotécnicos permitem formular uma proposição – Quadro 8 – tratando das possibilidades que se apresentam.

### **Quadro 8 – Proposição sobre a materialização do Modelo Conceitual proposto**

**A materialização do modelo conceitual proposto – por meio do tratamento de conteúdos oriundos de fontes diversificadas utilizando recursos de PLN – contribui para a prática de monitoramento de Sinais Fracos, endereçando limitações daquilo que foi proposto por Ansoff (Ansoff, 1975; Ansoff et al., 2018) e das abordagens propostas desde então, bem como contribuindo para um campo de pesquisa interdisciplinar pouco desenvolvido.**

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Materializar o modelo conceitual proposto para que seja possível identificar Sinais Fracos a partir de conteúdos em linguagem natural é válido, pois contribui para uma vertente de pesquisa recente, com poucas iniciativas como evidenciado na seção “Metodologia” – Quadro 3 – e que possui potencial de ganho de relevância devido ao contexto das organizações em termos de demandas de planejamento, conforme tratado na seção “Fundamentação Teórica”.

E como pode ser notado ao longo da seção “Análise dos Resultados”, técnicas de PLN foram aplicadas em estágios distintos de diferentes abordagens para a realização de atividades nos âmbitos do Planejamento Estratégico-Organizacional e do monitoramento de Sinais Fracos. Isso mostra o potencial das intersecções entre tais áreas do conhecimento para (i) imprimir mais velocidade em atividades organizacionais, (ii) permitir que as partes interessadas avaliem mais elementos em processos de tomada de decisão, bem como (iii) contribuir para os aspectos metodológicos, teóricos, gerenciais e sociais conforme explicitado na seção “Introdução”.

### **CONSIDERAÇÕES FINAIS**

À luz do referencial teórico, as análises da produção científica sobre o tema mostram um tratamento incompleto ou incipiente do uso de elementos de PLN para o monitoramento de Sinais Fracos no contexto do Planejamento Estratégico-Organizacional, permitindo atingir os objetivos dessa pesquisa por meio da identificação de lacunas e da elaboração de proposições.

Dessa forma é pavimentado o caminho para pesquisas subseqüentes de caráter qualitativo e quantitativo que permitirão a concepção e a materialização de modelos para o preenchimento das referidas lacunas. Esses desdobramentos evidenciam a relevância dessa pesquisa como instrumento de fomento de contribuições e de avanços gerenciais, teóricos, metodológicos e sociais para a área de Administração, dado que as decisões organizacionais são cada vez mais complexas e precisam ser tomadas cada vez mais rapidamente a partir de volumes crescentes de informações em contextos intensificados de competitividade empresarial.

### **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- Anandan, R. (2021). A closer look at big data analytics.
- Ansoff, H. I. (1975). Managing Strategic Surprise by Response to Weak Signals. *California Management Review*, 18(2).
- Ansoff, H. I., Kipley, D., Lewis, A. O., Helm-Stevens, R., & Ansoff, R. (2018). *Implementing Strategic Management*. Palgrave Macmillan Cham.
- Armstrong, J. S. (1985). *Long-range Forecasting: From Crystal Ball to Computer*. arXiv. (2023). *About arXiv - arXiv info*.
- Baker, R. S., & Hawn, A. (2022). Algorithmic Bias in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 32(4).

- Bhat, I. K., Mohd, M., & Hashmy, R. (2018). SumItUp: A Hybrid Single-Document Text Summarizer. *Advances in Intelligent Systems and Computing*.
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E., Brynjolfsson, E., Buch, S., Card, D., Castellon, R., Chatterji, N., Chen, A., Creel, K., Davis, J. Q., Demszky, D., ... Liang, P. (2022). *On the Opportunities and Risks of Foundation Models*.
- Bouhalleb, A., & Smida, A. (2018). Scenario planning: An investigation of the construct and its measurement. *Journal of Forecasting*, 37(4).
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2023). *Generative AI at Work* (Working Paper Series, Issue 31161).
- Capet, P., Delavallade, T., Nakamura, T., Sandor, A., Tarsitano, C., & Voyatzi, S. (2008). A risk assessment system with automatic extraction of event types. *IFIP International Federation for Information Processing*, 288.
- Castells, M. (2010). *The Rise of the Network Society. Vol. I*.
- Coates, J., Durance, P., & Godet, M. (2010). Strategic Foresight Issue: Introduction. *Technological Forecasting and Social Change*, 77.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57(April 2021).
- Ebadi, A., Auger, A., & Gauthier, Y. (2022). Detecting emerging technologies and their evolution using deep learning and weak signal analysis. *Journal of Informetrics*, 16(4).
- Efimenko, I. V., & Khoroshevsky, V. F. (2018). Advanced methods: Identification of promising high-tech solutions with semantic technologies: Energy, pharma, and other industries. T. U. Daim & J. R. A. Pilkington (Eds.) (pp. 431–469). World Scientific Publishing.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). *GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models*.
- Endsley, M. R. (2017). From Here to Autonomy: Lessons Learned from Human-Automation Research. *Human Factors*, 59(1).
- European Commission. (2020). *Strategic Foresight - Charting the course towards a more resilient Europe*.
- Fenn, J., & Blosch, M. (2018). *Understanding Gartner's Hype Cycles*.
- Ferreira, M., & Lopes, M. (2019). *Para conhecer linguística computacional*. Editora Contexto.
- Fini, R., Rasmussen, E., Siegel, D., & Wiklund, J. (2018). Rethinking the Commercialization of Public Science: From Entrepreneurial Outcomes to Societal Impacts. *Academy of Management Perspectives*, 32(1).
- Fischmann, A. A., & de Almeida, M. I. R. (1993). *Planejamento estratégico na prática*. Atlas.
- Frey, C., & Osborne, M. (2013). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?
- Garside, R., Leech, G. N., & McEnery, T. (1997). *Corpus Annotation: Linguistic Information from Computer Text Corpora* (1 (ed.)). Rou.
- Geurts, A., Gutknecht, R., Warnke, P., Goetheer, A., Schirrmeister, E., Bakker, B., & Meissner,

- S. (2022). New perspectives for data-supported foresight: The hybrid AI-expert approach. *Futures & Foresight Science*, 4(1).
- Gildea, D., & Jurafsky, D. (2002). Automatic labeling of semantic roles. *Computational Linguistics*, 28(3).
- Godet, M. (1994). *From anticipation to action: A handbook of strategic prospective*. UNESCO.
- Griol-Barres, I., Milla, S., Cebrián, A., Fan, H., & Millet, J. (2020). Detecting weak signals of the future: A system implementation based on text mining and natural language processing. *Sustainability (Switzerland)*, 12(19).
- Griol-Barres, I., Milla, S., & Millet, J. (2019a). Improving strategic decision making by the detection of weak signals in heterogeneous documents by text mining techniques. *AI Communications*, 32(5–6).
- Griol-Barres, I., Milla, S., & Millet, J. (2019b). System implementation for the detection of weak signals of the future in heterogeneous documents by text mining and natural language processing techniques. *ICAART 2019 - Proceedings of the 11th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*.
- Griol-barres, I., Milla, S., Cebrián, A., Mansoori, Y., & Millet, J. (2021). Variational quantum circuits for machine learning. An application for the detection of weak signals. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(14).
- Gruber, T. R. (1993). A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge Acquisition*, 5(2).
- Haeckel, S. H. (2004). Peripheral Vision: Sensing and Acting on Weak Signals: Making Meaning out of Apparent Noise: The Need for a New Managerial Framework. *Long Range Planning*, 37(2).
- Halal, W. E. (2013). Forecasting the technology revolution: Results and learnings from the TechCast Project. *Technological Forecasting and Social Change*, 80(8).
- Hamel, G., & Prahalad, C. K. (1996). *Competing for the Future*. Harvard Business Review.
- Hiltunen, E. (2008). The future sign and its three dimensions. *Futures*, 40(3).
- Hoff, K. A., & Bashir, M. (2015). Trust in automation: Integrating empirical evidence on factors that influence trust. *Human Factors*, 57(3).
- Jacobson, D., Woods, D., & Brail, G. (2012). *APIs: A Strategy Guide*.
- Jallan, Y., & Ashuri, B. (2020). Text Mining of the Securities and Exchange Commission Financial Filings of Publicly Traded Construction Firms Using Deep Learning to Identify and Assess Risk. *Journal of Construction Engineering and Management*, 146(12).
- Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A., & Fung, P. (2023). Survey of Hallucination in Natural Language Generation. *ACM Computing*, 55(12).
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2023). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*.
- Kayser, V., & Bierwisch, A. (2016). Using Twitter for foresight: An opportunity? *Futures*, 84.
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering.
- Kitchenham, B., Pearl Brereton, O., Budgen, D., Turner, M., Bailey, J., & Linkman, S. (2009). Systematic literature reviews in software engineering – A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 51(1).

- Kok, A., Van Wingerden, A., Ndoni, A., & Street, M. (2022). Carbon-dating Articles with Transformer Series. *Procedia Computer Science*.
- Kostoff, R. N., Boylan, R., & Simons, G. R. (2004). Disruptive technology roadmaps. *Technological Forecasting and Social Change*, 71(1–2).
- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. (p. 9).
- Lesca, H., & Janissek-Muniz, R. (2022). *Inteligência Estratégica Antecipativa e Coletiva: O Método L.E.SCAnning*. Gráfica UFRGS.
- Li, L., Wen, D., Zheng, N. N., & Shen, L. C. (2012). Cognitive cars: A new frontier for ADAS research. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(1).
- Lotfi, S., & Pela, S. (2009). Utilização da técnica de análise de tendências impactadas para projeção do cultivo de eucalipto no Brasil. *Future Studies Research Journal*, 1(1).
- Lovins, J. B. (1968). Development of a stemming algorithm. *Mechanical Translation and Computational Linguistics*, 11(1–2).
- Mankins, J. C. (2002). Approaches to strategic research and technology (R&T) analysis and road mapping. *Acta Astronautica*, 51(1–9).
- Martino, J. P. (1993). Technological Forecasting for Decision Making. (Vol. 25, Issue 1).
- Mazzero, S. (2019). *Corporate foresight como competência organizacional para construção de vantagem competitiva* [University of São Paulo].
- McCarthy, J. J., Minsky, M., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). *A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence* (p. 13).
- Mendonça, S., Cardoso, G., & Caraça, J. (2012). The strategic strength of weak signal analysis. *Futures*, 44(3).
- Miedema, F. (2022). *Open Science: the Very Idea* (F. Miedema (ed.)). Springer Dordrecht.
- Miller, R., Rossel, P., & Jorgensen, U. (2012). Future studies and weak signals: A critical survey. *Futures*, 44(3).
- Moore, G. E. (1998). Cramming more components onto integrated circuits (Reprinted from *Electronics*, pg 114-117, April 19, 1965). *Proceedings Of The Ieee*, 86(1).
- Morgan, M. G. (2017). The use of models in policy analysis. M. G. Morgan (Ed.) (pp. 309–342). Cambridge University Press.
- Mühlroth, C., & Grottke, M. (2018). A systematic literature review of mining weak signals and trends for corporate foresight. *Journal of Business Economics*, 85(5).
- Mukherjee, S., Mitra, A., Jawahar, G., Agarwal, S., Palangi, H., & Awadallah, A. (2023). *Orca: Progressive Learning from Complex Explanation Traces of GPT-4*.
- Muthukrishnan, N., Maleki, F., Ovens, K., Reinhold, C., Forghani, B., & Forghani, R. (2020). Brief History of Artificial Intelligence. (pp. 393–399).
- Nadeau, D., & Sekine, S. (2007). A survey of named entity recognition and classification. *Lingvisticae Investigationes*, 30.
- Narchal, R. M., Kittappa, K., & Bhattacharya, P. (1987). An environmental scanning system for business planning. *Long Range Planning*, 20(6).
- North Atlantic Treaty Organization. (2023). *What is NATO?*
- O’Leary, D. E. (2008). Gartner’s hype cycle and information system research issues. *International Journal of Accounting Information Systems*.
- Oliveira, D. (2018). *Planejamento Estratégico - Conceitos-Metodologia-Práticas*. Atlas.



- Parasuraman, R. (2000). Designing automation for human use: Empirical studies and quantitative models. *Ergonomics*, 43(7).
- Paschen, J. (2020). *Creating market knowledge from big data: Artificial intelligence and human resources*.
- Payre, W., Cestac, J., & Delhomme, P. (2016). Fully Automated Driving: Impact of Trust and Practice on Manual Control Recovery. *Human Factors*, 58(2).
- Petticrew, M., & Roberts, H. (2008). *Systematic Reviews in the Social Sciences: A Practical Guide*.
- Pilli, L., Swait, J., & Mazzon, J. A. (2022). Jeopardizing brand profitability by misattributing process heterogeneity to preference heterogeneity. *Journal of Choice Modelling*, 43.
- Porter, A. L., Roper, A. T., Mason, T. W., Rossini, F. A., & Banks, J. (2011). *Forecasting and Management of Technology*. John Wiley & Sons, Inc.
- Porter, M. E. (1998). *Competitive Strategy: Techniques for Analyzing Industries and Competitors*. Free Press.
- Rajpurkar, P., Chen, E., Banerjee, O., & Topol, E. J. (2022). AI in health and medicine. *Nature Medicine*, 28(1).
- Reinhardt, W. A. (1984). An early warning system for strategic planning. *Long Range Planning*, 17(5).
- Rohrbeck, R., & Bade, M. (2012). Environmental scanning, futures research, strategic foresight and organizational future orientation: a review, integration, and future research directions. *ISPIM Annual Conference*.
- Rossel, P. (2012). Early detection, warnings, weak signals and seeds of change: A turbulent domain of futures studies. *Futures*, 44(3).
- Schoemaker, P. (1995). Scenario Planning: A Tool for Strategic Thinking. *Sloan Management Review*, 36(2).
- Sheridan, T. B., & Verplank, W. L. (1978). Human and Computer Control of Undersea Teleoperators.
- Skulmoski, G. J., & Hartman, F. T. (2007). The Delphi Method for Graduate Research. *Journal of Information Technology Education*, 6.
- Swedin, E. G., & Ferro, D. L. (2007). *Computers: The Life Story of a Technology*. Johns Hopkins University Press.
- Thorleuchter, D., Scheja, T., & Van Den Poel, D. (2014). Semantic weak signal tracing. *Expert Systems with Applications*, 41(11).
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. *Science*, 211(4481).
- United Nations. (2022). *The Sustainable Development Goals Report 2022*.
- Vignoli, M., Rörden, J., Wasserbacher, D., & Kimpeler, S. (2022). An Exploration of the Potential of Machine Learning Tools for Media Analysis to Support Sense-Making Processes in Foresight. *Frontiers in Communication*, 7.
- Yoon, J. (2012). Detecting weak signals for long-term business opportunities using text mining of Web news. *Expert Systems with Applications*, 39(16).
- Yoshida, N. D., Wright, J. T. C., & Spers, R. G. (2013). A Prospecção do Futuro como Suporte à Busca de Informações para a Decisão Empresarial. *Revista Ibero-Americana de Estratégia*, 12(1).