

GESTÃO DA PRODUTIVIDADE EM OPERAÇÕES DE SERVIÇOS COM APRENDIZAGEM DE MÁQUINA E SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

Carlos Alberto De Oliveira Ramires - UNIFEI - Universidade Federal de Itajubá

Fabio Favaretto - UNIFEI - Universidade Federal de Itajubá

Resumo

Este trabalho explorou uma abordagem para o monitoramento da produtividade de processos de prestação de serviços, focando em atividades em que os profissionais são autônomos e, eventualmente, remotos, por meio de sistemas de informação e aprendizagem de máquina (AM). O desafio reside na complexidade e difícil padronização dos serviços, tornando os mecanismos tradicionais de medição de produtividade inadequados e a gestão frequentemente autocrática e coercitiva. A pesquisa propõe que avanços em TI e AM oferecem uma solução promissora para o monitoramento objetivo. O sistema se baseia no reconhecimento de imagens para acompanhar visualmente atividades mapeadas e na compreensão textual (Processamento de Linguagem Natural - PLN) para interpretar relatos e avaliar a complexidade de tarefas intelectuais. O modelo sistêmico inclui três etapas: mapeamento de processos, preparação e qualificação de dados (imagens e textos para treinamento do algoritmo), e aplicação do modelo treinado para gerar relatórios de apoio à gestão. Esta abordagem permite a avaliação da eficiência dos processos, o acompanhamento da performance individual, e a melhoria do bem-estar organizacional, reduzindo a gestão coercitiva.

Palavras-chave: Produtividade em Serviços, Aprendizagem de máquina, Sistemas de informação

Abstract

This work explored an approach for monitoring the productivity of service delivery processes, focusing on the activities of autonomous and, eventually, remote professionals, through information systems (IS) and machine learning (ML). The challenge identified is the complexity and difficult standardization of services, which makes traditional productivity measurement mechanisms inadequate and management often autocratic. The research proposes that advances in IT and ML offer a promising solution for objective monitoring. The system is based on Image Recognition to visually track mapped activities and Textual Understanding (Natural Language Processing - NLP) to interpret reports and evaluate the complexity of intellectual tasks. The systemic model involves three key stages: process mapping, data preparation and qualification (for algorithm training), and the application of the trained model to generate management support reports. This approach facilitates evaluation of process efficiency, individual performance tracking, and improving organizational well-being by reducing the need for coercive management.

Keywords: Service Productivity, Machine Learning, Information Systems

GESTÃO DA PRODUTIVIDADE EM OPERAÇÕES DE SERVIÇOS COM APRENDIZAGEM DE MÁQUINA E SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

1 INTRODUÇÃO

Serviços são produtos individualizados e intangíveis que mobilizam esforços e geram resultados qualificáveis e quantificáveis. Por sua vez, diferentemente de produtos físicos, pelas suas características intrínsecas, são perecíveis, ou sejam, são produzidos e consumidos simultaneamente (Welker, 2020). Isso impõe uma série de dificuldades de monitoramento de produtividade, gerenciamento de custos e otimização de recursos.

Operações de Serviço são custosas e dependem de grande contingente de mão de obra além de carregarem alto risco de passivos legais. No entanto a administração da produtividade e da qualidade dos serviços por mecanismos objetivos é tema pouco desenvolvido no contexto das equipes de serviços de campo, tendo os estudos focados primariamente, na produtividade do negócio (Hofmeister, Kanbach, Hogreve, 2023)

Focando nos serviços prestados por pessoas, pode-se identificar, particularmente, na gestão de serviços de atendimento e televidas uma evolução significativa nas últimas décadas. Estes serviços evoluíram com a utilização de sistemas preditivos, capazes de otimizar recursos por meio de inteligência artificial, qualificando perfis, competências e desempenho, permitindo a melhoria contínua dos resultados e da qualidade.

Já serviços onde os agentes têm uma certa autonomia como em instalação e manutenção de redes de telecomunicações, energia e saneamento, ou ainda, o atendimento médico hospitalar, ou o atendimento móvel de emergência; são serviços que envolvem um conjunto grande de processos complexos, que podem ser divididos em etapas, mas de difícil padronização.

Esta é uma pesquisa pretende explorar uma abordagem prática para a solução desta questão por meio de aprendizagem de máquina e tecnologia da informação.

Do ponto de vista técnico, a abordagem sugere um meio simples e viável para o monitoramento da produtividade de equipes de serviços, não se limitando aos exemplos apresentados. A pesquisa ainda abre caminho para outros estudos que possam validar seus efeitos no comportamento e na saúde emocional dos envolvidos.

A pesquisa é do tipo exploratória e está dividida em uma revisão bibliográfica, a análise da revisão e na construção de um exemplo de modelo de sistema de informação para a gestão da produtividade de serviços.

2 PROBLEMA DE PESQUISA E OBJETIVO

Serviços prestados por equipes de forma autônoma, eventualmente remotas, são carentes de mecanismos de controle, monitoramento e gestão que permitam otimizar os recursos e custos associados. A justificativa pode estar na complexidade das etapas do processo, que apesar de poderem ser identificadas, não têm conclusão padronizada.

A instalação de um cabo pelos postes de uma rua está sujeita às condições climáticas. O reparo de uma tubulação danificada, depende do tráfego de carros e pessoas na calçada. Um atendimento médico numa emergência, apesar de seguir um protocolo, pode se estender por horas de observação.

O desafio da melhoria contínua do desempenho de equipes de serviços, passa pela ação direta de gestores humanos dedicados ao controle ostensivo da evolução física do andamento dos serviços. A prática gerencial sobre equipes de campo, por exemplo, é predominantemente autocrática e dependente de um contingente de controladores humanos equivalente ao de operadores de campo. Num ambiente hospitalar de emergência, médicos seguem uma fila de

atendimentos organizadas por uma triagem inicial, sem precisar a complexidade da evolução de cada caso. Os mecanismos tradicionais de medição da produtividade não se aplicam a estas atividades. A simples contagem do número de atendimentos em um período, por exemplo, não considera as particularidades de cada evento, ou o nível de preparação e habilidade do profissional envolvido.

Por outro lado, não se pode administrar o que não se controla (Deming, 1986), o que torna necessária a busca por alternativas que equilibrem um controle eficaz com a liberdade e autonomia natural das funções.

A questão a ser respondida neste artigo é: Como monitorar a produtividade das atividades de profissionais em serviço autônomo e, eventualmente remoto?

Considerando o contexto apresentado, o objetivo deste trabalho consiste em apresentar uma abordagem do uso de aprendizagem de máquina e tecnologia da informação para a implementação de sistema para monitoramento do processo de prestação de serviços.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Desde a Revolução Industrial não se via uma migração de mão de obra para o setor de serviços como se vem acompanhando nos últimos anos. Esta migração acontece pela evolução tecnológica e o crescimento de facilidades de comunicação global. Setores como a indústria de manufatura e a agricultura contribuem para isso de forma invisível. A busca pela melhoria da qualidade de vida, a urbanização e o crescimento nos negócios, tornam o setor de serviços relevante nas nações industrializadas (Fitzsimmons e Fitzsimmons, 2014; Foreword, 2023; Jovovic' e Cvetkovic', 2022).

Segundo Fitzsimmons e Fitzsimmons (2014), no século XX, somente três em cada dez trabalhadores nos Estados Unidos se dedicavam a serviços. Nos anos 50, este nível chegaria a 50% da força de trabalho. Os autores ainda afirmam que nos últimos 90 anos houve uma evolução na sociedade, que deixou de ser baseada na manufatura para ser baseada em serviços.

À medida que as nações se industrializam, é inevitável a transferência de empregos de um setor da economia para outro (Fitzsimmons e Fitzsimmons, 2014). Esta observação implica na classificação das economias de acordo com o setor de maior ocupação da força de trabalho.

Segundo a visão de economistas, incluindo Clark (1957), Gupta (2012), Avilkina (2024); as nações mais desenvolvidas são as que têm predominância de mão de obra no setor de serviços.

Nas últimas três décadas, o setor de serviços ultrapassou a indústria manufatureira como principal gerador de riquezas e importância na economia global. Com isso também aumentou a sua contribuição na oferta de empregos ressaltando a importância da transformação das economias baseadas na manufatura para economias baseadas em serviços (Foreword, 2022; Owusu *et. al.*, 2021).

Com a evolução do setor de serviços nos últimos anos o impacto da sua produtividade na economia global passa a ser uma questão significativamente relevante. Em 2014, Lee e McKibbin (2014) já chamavam a atenção para o rápido crescimento da produtividade do setor de serviços na Ásia beneficiando todos os setores, levando a um crescimento econômico sustentado e equilibrado, aumentando o estoque de capital e o desempenho econômico geral (Lee e McKibbin, 2014).

Segundo Hada e Suri (2019) o setor de serviços emergiu como um dos principais contribuintes para o crescimento econômico na Índia, superando o setor manufatureiro, conforme indicado na sua análise transversal de estados indianos.

Na revisão sistemática de Hofmeister *et al.* (2023) os autores destacam que a produtividade dos serviços impacta positivamente a economia ao aumentar a eficiência e a

criação de valor. Ao analisarem 190 publicações focadas na produtividade os autores propõem que a medida que a tecnologia da informação avança, (i) é provável que produtividade evolua (especialmente pela eficiência interna) para serviços padronizados ou transacionais; (ii) é provável que a produtividade evolua, especialmente pela personalização, quando os serviços são ricos em dados; (iii) e é menos provável que a produtividade de serviços possa ser medida com precisão, devido ao advento dos serviços digitais grátis, em que nenhuma transação ocorreu.

Uma outra proposição dos autores diz respeito ao capital humano. Eles afirmam que quanto mais capital humano as empresas constroem através do desenvolvimento de habilidades e competências nos colaboradores, como: (i) resiliência e confiança, (ii) ambidestria, (iii) autoeficácia, (iv) sensibilidade cultural, assim como (v) competências tecnológicas, mais provável a melhoria da produtividade de serviços.

Hofmeister *et al.* (2023) afirmam ainda que quanto mais capital humano é formado pelas empresas pelo (i) *feedback* aberto, (ii) provendo autonomia, (iii) e promovendo laços sociais entre os colaboradores, maior será a probabilidade de estes melhorarem a produtividade dos serviços.

3.1 Revisão histórica da definição de produtividade

O termo produtividade apareceu pela primeira vez na obra *Tableau Économique*, publicada em 1758, pelo economista francês François Quesnay (Quesnay, 1894). Na obra Quesnay (1965) apresenta um modelo econômico baseado na divisão do trabalho e na circulação da renda. No modelo, a produtividade é definida como a relação entre a quantidade de produto gerado e a quantidade de trabalho utilizado para produzi-lo

Essa definição de produtividade foi um avanço importante na teoria econômica. Antes de Quesnay a produtividade era definida como a relação entre a quantidade de produto gerado e o capital dispendido para produzi-lo. A definição de Quesnay (1965) no entanto, enfatiza o papel do trabalho na produção. (Schumpeter, 1954; Samuelson, 2010).

Quesnay (1965) no século XVIII já considerava o agente uma peça fundamental na variabilidade do produto do processo produtivo, pondo atenção no seu papel na eficiência. Seu conceito, no entanto, só tomou forma na Inglaterra com a revolução industrial, em que os donos de fábrica começaram a exigir que seus funcionários mais produtivos fossem copiados. (Lucas, 1990; Le Masne, Dupuy, Roman, 2020)

Os modelos tradicionais de medição de produtividade na manufatura não são aplicáveis aos serviços pois mudanças nos recursos de produção podem afetar a qualidade percebida dos serviços (Amirul *et al.* 2021).

Incentivar o autoaperfeiçoamento e oferecer oportunidades de crescimento individual pode ser um fator motivador significativo para os funcionários, especialmente os trabalhadores do conhecimento. As organizações precisam adaptar-se a natureza mutável do trabalho que agora depende mais da inteligência adquirida, da capacidade cognitiva, das habilidades de relacionamento e do esforço incondicional; para melhorar a eficiência e a produtividade. (Pepitone, 1989; Rothwell, Hohne, King, 2018).

De acordo com Amirul *et al.* (2021), os desafios de medir a produtividade em serviços inclui as dificuldades em qualificar e quantificar as entradas e saídas do serviço e a complexidade na modelagem de compensações entre produtividade e satisfação do cliente. Existe falta de consenso sobre o que constitui produtividade em serviços. Além da falta de ferramentas e metodologias adequadas para se medir, faltam incentivos. A cultura organizacional das empresas de serviços não é favorável a essa medição.

A seguir são listadas algumas definições de produtividade, incluindo as baseadas em *inputs* (entradas) e *outputs* (saídas) encontra-se:

3.1.1 Abordagem baseada em *inputs* (entradas)

A abordagem de *inputs* define a produtividade como a relação entre os recursos utilizados para produzir um serviço e os resultados da produção desse serviço. Os *inputs* ou entradas, são os recursos utilizados para produzir um serviço, como mão de obra, capital e materiais. Os resultados são os produtos ou serviços produzidos.

São exemplos de medidas de produtividade baseadas em entradas aplicadas a serviços:

- a) Mão de obra (número de trabalhadores) por unidade de serviço;
- b) Capital por unidade de serviço;
- c) Material por unidade de serviço: mede a quantidade de material necessário para produzir uma unidade de serviço.

Vários autores compõem definições de produtividade baseadas em *inputs*, como exemplo pode-se citar Farreli (1957), que define produtividade como a relação entre a produção e os recursos utilizados; Dunn (1958), que define que produtividade é a relação entre a produção e os insumos, já Baily e Gordon (1988) consideram que produtividade é a relação entre os *outputs* e *inputs*.

3.1.2 Abordagem baseada em *outputs* (saídas)

A abordagem baseada em *outputs* define a produtividade como a relação entre a quantidade de serviços produzidos e os recursos utilizados para produzi-los.

As medidas de produtividade baseadas em *outputs* ou saídas, medem a produtividade com base nos resultados de produção de um serviço. Essas medidas são mais precisas que as baseadas em entradas, mas podem ser difíceis de medir.

Alguns exemplos de medidas de produtividade baseadas em saídas, em serviços, segundo Slack, Chambers e Johnston (2009), são:

- a) Quantidade de serviço produzido: mede a quantidade de serviço produzido por unidade de tempo;
- b) Qualidade do serviço produzido: mede a qualidade do serviço;
- c) Satisfação dos clientes: mede a satisfação dos clientes com o serviço produzido.

Outros autores que propõem definições de produtividade baseada em *outputs* que devem ser considerados como Schmenner (1991), que define produtividade como a relação entre saída e os insumos; Chase (1981) que considera produtividade a relação entre o valor gerado e os recursos utilizados e Heskett *et al.* (1994) que definem produtividade como a relação entre os resultados e os recursos utilizados.

3.1.3 Abordagem baseada na eficiência

A abordagem baseada na eficiência define a produtividade como a relação entre a quantidade de serviços produzidos e a qualidade de serviços que poderiam ser produzidos com os mesmos recursos. A eficiência é a relação entre os *inputs* e *outputs*. Bowman (1965) define produtividade como a relação entre a produção e o potencial de produção. Dorfman e Foster (1991) consideram produtividade a relação entre a produção e o custo para produzir.

3.1.4 Abordagem do estudo do tempo

A abordagem do estudo do tempo para medir a produtividade já era utilizada na indústria manufatureira muitos anos antes de ser aplicada a serviços. No entanto, sua adoção só começou a ser mais amplamente difundida a partir da década de 1980, (Wyckoff, 1987).

O estudo do tempo aplicado à produtividade em serviços é uma técnica que mede o tempo necessário para executar uma tarefa ou processo. Essa técnica pode ser utilizada para determinar a produtividade de uma empresa de serviços, calculando o número de unidades de serviço entregues por unidade de tempo, (Gitlow *et al.* 2014).

O estudo do tempo pode ser realizado por meio de diferentes métodos, como:

- a) Cronometragem: um observador registra o tempo que uma atividade é realizada por um trabalhador;
- b) Método de tempos predeterminados: um conjunto de dados de tempos predeterminados é utilizado para estimar o tempo necessário para a execução de uma atividade;
- c) Método de análise de trabalho: o trabalho é dividido em etapas ou tarefas, e o tempo necessário para se executar cada tarefa é estimado.

Lu, Heching e Olivares (2023) desenvolveram uma abordagem empírica para analisar a produtividade de serviços de força de trabalho via estudo do tempo. Eles detalham os dados de registro de atividades relevantes executadas por funcionários processando chamados de serviço. Os autores utilizaram modelos de análise de sobrevivência para identificar os fatores variáveis que afetam a produtividade, no tempo.

A proposta sai do tradicional uso dos modelos de fila para analisar decisões de dimensionamento, demanda, políticas de roteamento das equipes, sistema de priorização e outras variáveis que podem ser otimizadas para melhorar a performance.

O aspecto chave para determinar a produtividade do Sistema de Entrega de Serviços (SES), ainda segundo Lu, Heching e Olivares (2023), é a taxa de serviço - definida como o volume de uma unidade padrão de produção que pode ser processada para um determinado nível de capacidade. Ou seja, a velocidade com que um tipo específico de serviço é processado pelos recursos disponíveis.

Os autores propõem uma nova metodologia econométrica para medir produtividade usando dados de registro de data e hora de cada atividade realizada pelos agentes. Os dados são coletados pelo método de estudo do tempo adaptado ao contexto dos serviços.

Esta adaptação não é direta, uma vez que o ambiente de processamento de solicitações de serviços é significativamente menos padronizado que o ambiente da manufatura.

Outros autores relevantes que se destacaram no estudo da abordagem do estudo do tempo: Wyckoff (1987), obtém a produtividade utilizando a determinação do tempo médio de execução do serviço que é então multiplicado pelo número de unidades produzidas por tarefa; Shah e Ward (2003), destacam a abordagem do estudo do tempo como uma ferramenta eficaz para melhorar o desempenho em serviços; Juran (2010), apresenta um guia para a implementação da qualidade total e inclui uma seção sobre a abordagem do estudo do tempo para medir a produtividade; Montgomery (2013), também trata sobre a qualidade total e inclui uma seção sobre a abordagem do estudo do tempo para a medição da produtividade.

3.2 Evolução da literatura sobre produtividade em serviços

Os estudos sobre a produtividade em serviços cresceram em número nas últimas duas décadas, segundo Hofmeister *et al.* (2023). Os autores combinam, na sua pesquisa, as perspectivas macro, meso e microeconômicas da produtividade em serviços para agrupar trabalhos sobre o tema, em um framework para conceituar e ligar suas proposições. Nas suas conclusões, no que diz respeito à perspectiva microeconômica, os autores concluem que a cadeia de valor de serviços é a estrutura de pesquisa mais proeminente, em que a Qualidade Total e Six Sigma são as mais conhecidas abordagens de gerenciamento que estabeleceram uma forte ligação entre as perspectivas internas e externas.

A Cadeia de Valor de Serviços (CVS) é um conceito que enfatiza o relacionamento entre vários elementos dentro de uma organização para impulsionar sua lucratividade e sucesso. Envolve gerenciar as atividades de serviço de forma eficiente para melhorar o desempenho operacional e alcançar excelência (Badr, Aziz, Lhoussaine, 2021). A CVS faz a ponte entre os ambientes internos e externos das companhias de serviço, estabelecendo satisfação dos colaboradores, lealdade e produtividade como variável mediadora entre a qualidade interna e

externa, e cita a satisfação dos clientes e sua lealdade como mediadora entre qualidade de serviço interno e externo e a performance financeira do negócio. Pesquisas sugerem ainda que o bem-estar do colaborador é um fator crítico na performance individual e no sucesso a longo prazo do negócio (Hogreve e Iseke, 2022).

Uma das questões fundamentais na sociologia das organizações é como empregadores podem fazer os empregados trabalharem conforme os objetivos da organização. Segundo Szulkin (1999) basicamente existem dois métodos para provocar esforços dos empregados. O primeiro envolve o controle do trabalho a ser feito dentro da organização. O objetivo do sistema de controle seria reduzir o escopo para atividades indesejadas. O segundo método envolve tentar motivar as pessoas a agirem de acordo com os objetivos do negócio. Podem ser utilizados diversos mecanismos de incentivo. Muitos dos escritores clássicos da sociologia das organizações, como Max Weber, Frederick Winslow Taylor e Henri Fayol, focam no controle da performance das atividades de cada membro da organização. O modelo tradicional, no entanto, é criar uma estrutura centralizada e hierárquica de modo a facilitar o controle e reduzir a variabilidade do comportamento do trabalhador.

Szulkin (1999) enfatiza, porém, que maximizar a disciplina dentro da organização não é suficiente, nem condição necessária para provocar esforços dos empregados. Pesquisas mostram a importância da motivação e do comprometimento como prerequisites para elevar a performance dos empregados (Barros, 2021; Kuswati, 2020).

Kuswati (2020) destaca ainda a importância dos princípios da participação, comunicação, reconhecimento, delegação de autoridade e da reciprocidade na definição da motivação no trabalho. O autor define ainda que a performance se refere aos aspectos de quantidade, qualidade, produtividade, oportunidade e efetividade. A boa motivação reforça o comprometimento, enquanto a boa performance melhora os resultados da organização e leva à satisfação.

3.3 Sistemas de informação

Para Rainer *et al.* (2020) deve-se diferenciar Tecnologia da Informação (TI) de Sistemas de Informação (SI). TI se refere a qualquer ferramenta, baseada em computadores, que se usa para trabalhar com informação e para suportar as necessidades de informação e seu processamento, em uma organização. Um sistema de informação coleta, processa, armazena, analisa e dissemina informação para um propósito específico (Rainer *et al.*, 2020).

Sistemas de informação são parte integrante das organizações modernas, são estruturas para apoiar os processos organizacionais. Isso envolve o uso efetivo de tecnologia e métodos de gerenciamento dos ativos de dados (Cantarelli, 2023). Estes sistemas consistem de pessoas, equipamentos, processos, procedimentos, dados e operações. Cada sistema é criado para cumprir uma tarefa no seu campo de aplicação. Todos eles são diferentes e únicos e, com diferentes funções que podem não somente serem úteis, mas, algumas vezes redundantes (Zelinska *et al.*, 2023).

O desenvolvimento de um sistema de informação envolve identificar as necessidades de informações de uma organização, projetar bancos de dados e selecionar soluções apropriadas de hardware e software (Cantarelli, 2023).

Bases de dados e *data warehouses* são essenciais para o armazenamento, recuperação e gerenciamento de uma vasta quantidade de dados na era digital. Desempenham um papel fundamental do atual cenário da organização dirigida pela informação, facilitando tomadas de decisão e *insights*.

3.4 Aprendizagem de máquina

O aprendizado de máquina (AM), (*machine learning – ML*), e a inteligência artificial (IA) são campos da tecnologia interrelacionados, porém distintos, cada um com aplicações e recursos exclusivos. IA abrange uma ampla gama de tecnologias projetadas para executar tarefas que normalmente exigem inteligência humana, como a resolução de problemas e a tomada de decisões (Sohel, 2024). Em contraponto, AM é um subconjunto da inteligência artificial focado no desenvolvimento de algoritmos que permitem que sistemas aprendam com dados e melhorem sua performance de forma autônoma, sem programação explícita (Omprakash e Priyabrata, 2023; Sohel, 2024).

Na visão de Zhou (2021) é possível se fazer uma analogia com o aprendizado humano, que acontece por meio de experiências e permite que se tomem decisões baseadas nestas experiências, com o aprendizado de máquinas. O autor afirma que aprendizagem de máquina é a técnica que melhora a performance de um sistema por meio de experiências, via métodos computacionais. Em sistemas computacionais, experiências existem em forma de dados, e a principal tarefa da aprendizagem de máquina é desenvolver algoritmos de aprendizado que construam modelos a partir de dados.

Ao alimentar o algoritmo de aprendizagem de máquina com dados de experiências, se obtém um modelo que pode fazer previsões. O processo de usar algoritmos de aprendizagem de máquina para se criar modelos, é chamado de aprendizagem ou treinamento. Os dados utilizados para a fase de aprendizagem são chamados de dados de treinamento, (*training data*). Cada amostra destes dados é chamada de exemplo de treinamento, (*training exemplo*) e cada conjunto destes dados, conjunto de treinamento (*training set*) (Zhou, 2021).

O objetivo da aprendizagem de máquina é treinar modelos que possam funcionar tão bem com novas amostras quanto com os exemplos de treinamento. Entre as aplicações populares da aprendizagem de máquina é o reconhecimento de imagens e a compreensão textual.

A aplicação de aprendizagem de máquina na compreensão textual, um componente fundamental do processamento de linguagem natural (PLN), tem revolucionado a capacidade dos computadores de interpretar e manipular a linguagem humana (Sharma, 2021, Sproat e Gutkin, 2021). Esta combinação permite que máquinas “leiam” textos, extraiam informações relevantes e respondam a perguntas de forma semelhante aos humanos (Baradaran *et al.*, 2022, Li *et al.*, 2024).

O processamento de língua natural, impulsionado pela aprendizagem de máquina, permite computadores compreenderem a estrutura da linguagem humana, desde a sintaxe até à semântica (Yin *et al.*, 2016). Algoritmos de AM aprendem com grandes volumes de texto para identificar padrões e relações, possibilitando a análise de sentimentos, a identificação de entidades nomeadas e a classificação de textos (Sokolova e Szpakowicz, 2010; Küçük e Can, 2021). Técnicas de *deep learning* têm demonstrado avanços significativos nesta área (Algahtani *et al.*, 2023)

Para se treinar um algoritmo em processamento de linguagem natural (PLN) para avaliar o contexto textual é crucial considerar diversos aspectos, desde a escolha do modelo até a otimização do treinamento (Wagh, 2024).

Existem modelos de linguagem pré-treinados de grande eficiência como o BERT – *Bidirecional Encoder Representation From Transformers*. O BERT é um modelo transformador que aprende representações bidirecionais profundas a partir de textos não rotulado. Ele pode ser ajustado para várias tarefas de PLN, sendo uma escolha popular para a avaliação de contexto textual (Devlin *et al.*, 2018). Uma versão otimizada do BERT, o RoBERTa, melhora o desempenho ajustando hiper parâmetros-chave e utilizando conjuntos de dados de treinamentos maiores (Liu *et al.*, 2019).

Tão popular quanto a compreensão textual, a tecnologia de reconhecimento de imagens pode ser aplicada em vários campos (Zhang, Zhao, Yang, 2021), da medicina ao gerenciamento de bens de consumo e a segurança.

O princípio fundamental da tecnologia de reconhecimento de imagens integrada à inteligência artificial é identificar e detectar dados em uma faixa de reconhecimento da imagem similar a uma impressão digital. Submete-se um conjunto de imagens selecionadas à uma rede neural que identifica similaridades entre diferentes tomadas da mesma imagem, aumentando seu repertório de reconhecimento. Este processo convencionou-se chamar de treinamento de Inteligência artificial (Goodfellow, Bengio, Courville, 2016; Hastie, Tibshirani, Friedman, 2009).

Para Cordts *et al.* (2016), a compreensão visual de cenas urbanas é um fator facilitador para uma ampla gama de aplicações. A detecção de objetos se beneficiou muito com os conjuntos de dados em larga escala, especialmente no contexto do aprendizado de máquina profundo ou *deep learning*. Os métodos de reconhecimento de cena pretendem determinar a categoria geral da cena, colocando ênfase na compreensão de suas propriedades globais. Os métodos de rotulagem de cenas, por outro lado, procuram identificar as partes individuais do todo e suas interrelações. Métodos centrados em objetos estão em algum ponto intermediário, concentrando-se na detecção de um certo conjunto de constituintes da cena, especialmente dinâmicos.

Distante das aplicações mais sofisticadas do reconhecimento de imagens, sistemas universais de classificação e reconhecimento, utilizando-se de plataformas colaborativas de aprendizado de máquina como TensorFlow, um framework de fonte aberta do Google; e redes neurais como CNN – *Convolutional Neural Network*, têm viabilizado estudos como os de Lilei (2024).

Como descreve Lilei (2024), para se ter um sistema capaz de classificar e reconhecer imagens baseado em *deep learning*, inicialmente deve-se ter o modelo treinado e então se pode usar o modelo para a operação de classificação.

Qualquer sistema baseado em reconhecimento de imagens por meio de aprendizagem de máquina depende de um conjunto de imagens classificadas para que se possa treinar o modelo que será utilizado para o reconhecimento.

4 METODOLOGIA DE PESQUISA

Esta é uma pesquisa exploratória que investiga a utilização da aprendizagem de máquina e sistemas de informação no monitoramento e gestão de serviços, visando obter *insights* e compreensão (Cheng *et al.* 2019, Marchionini, 2006). A pesquisa exploratória é frequentemente usada no início de projetos para identificar variáveis importantes, formular hipóteses e estabelecer bases para futuras investigações segundo se caracteriza como uma pesquisa exploratória. pesquisa experimental (Wu *et al.*, 2023, Due, 2022).

Esta pesquisa tem início na preparação da dissertação do autor para o programa de Mestrado Profissional em Administração da Universidade Federal de Itajubá, sobre tema específico: sistemas de informação e aprendizagem de máquina na gestão da produtividade de equipes de campo de telecomunicações.

A pesquisa foi desenvolvida em três etapas: uma revisão bibliográfica, a análise da revisão e a construção de um exemplo de modelo de sistema de informação para a gestão da produtividade de serviços.

Na revisão bibliográfica procurou-se buscar uma justificativa econômica para a questão foco, e a explanação teórica para cada um dos elementos teóricos que sustentam a proposição.

A análise da revisão articula com a utilização destes elementos teóricos no sentido de fundamentar uma abordagem inovadora para a gestão de equipes autônomas e, eventualmente, remotas.

5 ANÁLISE DA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A relevância dos serviços no contexto econômico mostra a importância de se dar atenção a um tema pouco desenvolvido que é a gestão da produtividade nas atividades de serviços. E não se trata de uma oportunidade exclusivamente de maximização de lucros, mas também de se responder a uma tendência de evolução nas relações do trabalho.

Os conflitos gerados pelas abordagens gerenciais tradicionais, onde se exacerba da autoridade e do controle e da coerção, em contraponto com o desperdício de recursos gerados pela inadequação ou a falta de dedicação dos profissionais, vêm sendo encarados pelos administradores há séculos.

A preocupação com a produtividade se apresenta na literatura desde a Revolução Industrial. Esta preocupação evoluiu e criou mecanismos e ferramentas eficientes na indústria manufatureira, mas enfrenta desafios reais nas áreas de serviços. Não existe consenso sobre o que constitui produtividade em serviços, pois a sua característica individualizada e intangível dificulta a qualificação de entradas e saídas. Além disso, soma-se a complexidade de se modelar as compensações entre produtividade e satisfação do cliente.

Ao mesmo tempo o desenvolvimento de ferramentas de tecnologia que viabilizam a coleta, processamento, armazenamento e análise de informações vem proporcionando o enfrentamento dos desafios.

Os mecanismos de aprendizagem de máquina na compreensão textual e reconhecimento de imagem, por exemplo, abrem perspectivas para aplicações capazes de tangibilizar marcos de evolução na execução de um processo definido. Ou seja, qualquer serviço que possa ter seu processo de execução mapeado em uma sequência de tarefas, cujas tarefas permitam a identificação de imagens características da tarefa, ou envolva anotações e relatos escritos e armazenados na forma digital; poderiam, em tese, ter a evolução acompanhada.

O estudo do tempo se mostra uma técnica viável no acompanhamento da produtividade de serviços, se for possível se identificarem marcos que definam início e fim das tarefas que compõem um processo de serviços.

Com esta abordagem, um sistema de informações poderia monitorar a produtividade em serviços a partir da aquisição de dados coletados durante a execução das tarefas do processo de prestação de serviços. Estes dados poderiam ser obtidos por meio de treinamento de máquina em reconhecimento de imagens e compreensão textual, além de dados efetivamente gerados por sistemas eventualmente utilizados durante este serviço.

A partir desse monitoramento seria possível a avaliação da eficiência dos processos, acompanhamento da performance de cada agente, permitindo a identificação de melhores práticas e desvios, além de falhas do processo e correções. A abordagem ainda concorreria para a melhoria do bem-estar organizacional, reduzindo a necessidade de ações coercitivas no relacionamento entre gestão e equipes.

6 CONSTRUÇÃO DE UM EXEMPLO DE MODELO SISTÊMICO

Para se construir um modelo sistêmico da abordagem se faz necessária a discussão do conceito de forma prática.

O processo de abastecimento de um automóvel num posto de combustíveis, por exemplo, se inicia quando o carro para em frente a bomba e o frentista se aproxima do motorista perguntando o tipo de combustível e a quantidade desejada. O frentista então abre a tampa do

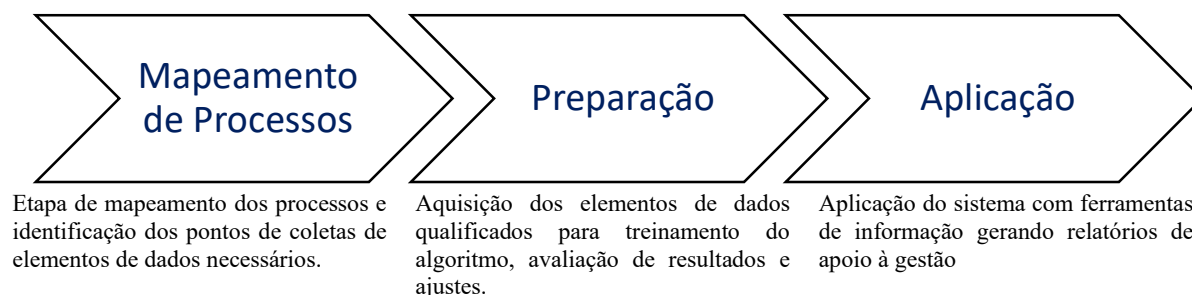
tanque, ativa a bomba, introduz o bico no tanque e inicia o abastecimento. Ele pode ou não verificar água e óleo, limpar os vidros. No momento em que a bomba para o frentista finaliza retira o bico, finaliza o abastecimento, dá o valor para o motorista que paga e libera a vaga em frente a bomba.

A cada passo deste processo são gerados movimento, posturas e atitudes que podem definir a atividade cumprida pelo frentista. Uma máquina treinada com imagens qualificadas destes eventos pode identifica-los. Acrescentados os registros dos eventos de ligar desligar a bomba e concluir o pagamento, é possível se descrever uma linha de tempo.

Da mesma forma, em processos que envolvem atividades intelectuais como um atendimento médico, sem procedimentos, podem ser avaliadas por meio dos registros dos relatos do atendimento. Uma máquina treinada poderia avaliar a complexidade da anamnese, associando os tempos de consulta e o grau de complexidade dos relatos e prescrições.

A proposição de um modelo sistêmico deveria considerar três etapas para a construção de um sistema para monitoramento da produtividade em serviços. Uma etapa de mapeamento de processos em que devem ser levantados os processos e identificados os pontos de coletas. Uma preparação em que deve haver a coleta e qualificação das imagens ou relatórios, ou sejam, os elementos de dados necessárias ao treinamento do algoritmo. E uma terceira, em que se pode aplicar o modelo treinado em operação. O fluxo explicativo é mostrado na Figura 1.

Figura 1 – Três etapas do modelo sistêmico



Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Na etapa de preparação deve considerar o mapeamento dos processos com suas tarefas e a identificação dos elementos de dados relevantes e representativos de cada tarefa. De acordo com o tipo de processos e tipos de elementos de dados envolvidos, por exemplo, imagens ou textos. O treinamento dos algoritmos depende de uma base de amostras qualificadas substancialmente relevantes. Isso impõe algum mecanismo de coleta e categorização o mais automático possível.

7 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo a exploração de uma abordagem utilizando aprendizagem de máquina para o desenvolvimento de um sistema de informação para o monitoramento da produtividade de processos de prestação de serviços. A questão central respondida pela pesquisa foi como monitorar a produtividade das atividades de pessoas em trabalho autônomo e, eventualmente, remoto por meio de sistemas de informação.

A relevância desse objetivo reside nos desafios intrínsecos à gestão da produtividade em operações de serviços, que, por serem individualizados, intangíveis e perecíveis, impõem dificuldades no monitoramento, gerenciamento de custos e otimização de recursos. Serviços prestados por equipes autônomas ou remotas, são particularmente carentes de mecanismos

eficazes de controle e gestão devido à complexidade e difícil padronização de suas etapas. Os mecanismos tradicionais de medição de produtividade, são inadequados, pois não consideram as particularidades ou a complexidade de cada evento. A literatura destaca a falta de consenso sobre o que constitui produtividade em serviços e a complexidade em administrar as ponderações entre produtividade e satisfação do cliente.

Em resposta a esses desafios, a pesquisa propõe que os avanços em Tecnologia da Informação (TI) oferecem uma solução promissora para o monitoramento objetivo da produtividade. Um sistema de informação baseado na Aprendizagem de Máquina (AM) seria capaz de processar elementos de dados inerentes à cada tarefa de um processo e, com isso, seria possível criar uma linha de tempo dos eventos, na execução do processo.

Para o monitoramento da produtividade em serviços, o exemplo proposto se baseia em duas aplicações cruciais da AM: o Reconhecimento de Imagens e a Compreensão Textual (Processamento de Linguagem Natural - PLN).

O modelo sistêmico proposto para a construção de um sistema de monitoramento de produtividade em serviços compreende três etapas essenciais:

1. **Mapeamento de Processos:** Levantamento dos processos e identificação dos pontos de coleta de elementos de dados necessários, sejam imagens ou textos.
2. **Preparação:** Coleta e qualificação dos elementos de dados (imagens ou relatórios) para o treinamento do algoritmo, com a consideração de que a base de amostras qualificadas deve ser substancialmente relevante para o treinamento.
3. **Aplicação:** Utilização do modelo treinado em operação, com ferramentas de informação gerando relatórios de apoio à gestão.

Essa abordagem supõe um monitoramento automático com o mínimo de requisitos do operador, se mostra uma alternativa viável para a gestão da produtividade em serviços. Ela permitiria a avaliação da eficiência dos processos, o acompanhamento da performance de cada agente, a identificação de melhores práticas e desvios, além de falhas do processo e suas correções. Mais importante, ela concorre para a melhoria do bem-estar organizacional, reduzindo a necessidade de ações coercitivas no relacionamento entre gestão e equipes e promovendo a adesão orgânica e sistêmica das equipes.

Dessa forma, a integração da aprendizagem de máquina em reconhecimento de imagens e compreensão textual, dentro de um sistema de informação bem estruturado, oferece um embasamento prático e tecnicamente viável para transformar a gestão da produtividade em serviços, superando as limitações dos métodos tradicionais e promovendo um ambiente de trabalho mais eficiente e colaborativo.

8 REFERÊNCIAS

AMIRUL, Sharifah; PAZIM, Khairul Hanim; AMIRUL, Sharifah Milda; MAIL, Rasid; DASAN, Jakaria. Developing and Validating the Qualitative Labour Productivity Measurement In Service Industry. **Quality & Quantity**, Malasia. 2021. Vol.56, n° 4, pp. 2853-2874. 2021.

ALGAHTANI, T; BADRELDIN, H A; ALRASHED, M; ALSHAYA, A. I.; ALGHAMDI, S. S.; BIN SALEH, K; ALOWAIS, S. A.; ALSHAYA, O. A.; RAHMAN, I.; AL YAMI, M. S. & ALBEKAIRY, A. M. The emergent role of artificial intelligence, natural learning processing, and large language models in higher education and Research [J]. **Research in Social and Administrative Pharmacy**, 2023, 19(8): 1236–1242.

AVILKINA, Nina Alekseevna. The Role of the Service Sector in the Economy. **Panorama Science and Practice**. no 2. 2024

BADR, Bentalha; AZIZ, Hmioui; LHOUSSEINE, Alla. The Global Performance of a Service Supply Chain: A Simulation-Optimization Under Arena, *Lecture Notes in Networks and Systems*. **Innovations in Smart Cities Applications**, Vol. 4, pp. 489–502, 2021

BAILY, Martin N.; GORDON, Robert J. The Productivity Slowdown, Measurement Issues, and Explosion of Computer Power. **Brookings Papers on Economic Activity**, Vol. 2, 1988.

BARADARAN R, GHIASI R, AMIRKHANI H. A Survey on Machine Reading Comprehension Systems [J]. *Natural Language Engineering*, 2022, 28(6): 683–732.

BARROS, F. C. **Motivação e Satisfação no Trabalho dos Servidores Técnicos Administrativos em Educação**. 2015. 180 f. Dissertação (Mestrado em Gestão Organizacional) Universidade Federal de Goiás, Catalão, 2015. Disponível em: <http://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/4558>. Acesso em: 30 out. 2021.

BOWMAN, R. T. Measuring the Productivity of Service Industries. **The Journal of Business**, Vol. 38 no.1, pp. 31-46, 1965.

CANTARELLI, P. Information Systems, Management and Performance in Mission Driven Organizations. Palgrave Macmillian, Cham. pp. 53-64, 2023.

CHENG, Z., GUO, Z., TAN, Z., YANG, J., & WANG, Q. (2019). Waste heat recovery from high-temperature solid granular materials: Energy challenges and opportunities. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 116, 109428. 2019.

CORDTS, M.; OMRAN, M.; RAMOS, S.; REHFELD, T.; ENZWEILER, M., RENENSON, R.; FRANKE, U.; ROYH, S.; SHIELE, B. The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding in Proceedings of **The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**, 2016, pp. 3213–3223

CHASE, R. B. The customer contact approach to service operations. **Harvard Business Review**, 1981., Vol. 59 no. 5, pp. 138-149,

CLARK, Colin. **The Conditions of Economic Progress**, 3rd ed, London: Macmillian Co. 1957

DEMING, W. E. **Out of the Crisis**. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.

DEVLIN, J; CHANG, M-W; LEE, K; TOUTANOVA, K. (2018). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding (Version 2). **arXiv**, 2018.

DORFMAN, Jeffrey H.; FOSTER, Kenneth A. Estimating productivity changes with flexible coefficients. **Western Journal of Agricultural Economics**, pp. 280-290, 1991.

DUE, A. Are ‘phase IV’ trials exploratory or confirmatory experiments? **Studies in History and Philosophy of Science**, 95, 126–133. 2022

DUNN, R. L. Productivity Measurement for The Service Industries. **The Conference Board Record**, Vol. 5 no.10, pp. 30-34. 1958.

FARRELI, M. J. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**. Series A (General), Vol. 120 no.3, pp. 253-290. 1957.

FITZSIMMONS, James A.; FITZSIMMONS, Mona **Administração de serviços [recurso eletrônico]: operações, estratégia e tecnologia da informação**. Porto Alegre: AMGH Editora LTDA, 6° ed. 2014. tradução: AMGH Editora Ltda; revisão técnica: Gustavo Severo de Borba.

FOREWORD. Assessing regional integration in Africa X, pp. 9-11. **World Trade Organization**. Apr. 2022

FOREWORD. Harnessing Service Trade for Sustainable Growth, pp. 6-7, **World Trade Organization**. Jul. 2023

GITLOW, H. S.; OPPENHEIM, A. L.; QUESENBERRY, C. A. e OPPENHEIM, R. L. **Tools and Techniques for Performance Improvement**. McGraw-Hill Education, 6th ed. 2014.

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. *Deep Learning*. **MIT Press**, 2016.

GUPTA, A. K. Growth and Challenges in Service Sector: Literature Review, Classification and Directions for Future Research". **International Journal of Management & Business Studies**. Vol. 2, no 2. Apr – Jun. 2012.

HADA, Bhupendra Singh.; SURI, Ashish. The Service Sector as India's Road to Economic Growth: An analysis. **Journal of Commerce and Management Thought**, Vol. 10 no.1, pp. 319. 2019.

HASTIE, T., TIBSHIRANI, R., e FRIEDMAN, J. **The Elements of Statistical Learning**: Data Mining, Inference, and Prediction. Second Edition. Springer Series in Statistics, 2009.

HESKETT, J. L., JONES, T. O., LOVEMAN, G. W., SASSER, W. E., e SCHLESINGER, L. A. Putting the Service-Profit Chain to Work. **Harvard Business Review**, Financial Analysis. March-April, 1994

HOFMEISTER, Johannes; KANBACH, Dominik K.; HOGREVE, Jens. Service Productivity: A Systematic Review of a Dispersed Research Area. **Management Review Quarterly**, Vol. 74, no. 3, pp. 1249–1281, 2023.

HOGREVE, J.; ISEKE, A., K. The Service-Profit Chain: Reflections, Revisions, and Reimaginings. **Journal of Service Research**, Vol. 25 no.3, pp. 460-477. 2022.

JOVOVIĆ, M., & CVETKOVIĆ, K. Perspectives of international trade in services. *Ekonomski signali: poslovni magazin*, 17(1), 67-84. 2022

JURAN, J. M. **Juran's Quality Handbook** (6th ed.). McGraw-Hill Education, 2010

KUSWATI, Yeti, The Effect of Motivation on Employee Performance. **Budapest International Research and Critics Institute-Journal**, Vol. 3, no 2, pp. 995-1002. 2020.

KÜÇÜK, D; CAN, F. Stance Detection [J]. **ACM Computing Surveys**, 2020, 53(1): 1–37.

LI, B; YANG, P; SUN, Y; HU, Z & YI, M. Advances and challenges in artificial intelligence text Generation [J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2024, 25(1): 64–83.

LE MASNE, Pierre; DUPUY, Romuald; ROMAN, Philippe. From the accounts of philosophie rurale to the physiocratic tableau: François Quesnay as a precursor of national accounting. *Journal of The History of Economic Thought*, (2020).

LEE, Jong-Wha; MCKIBBIN, Warwick J. Service Sector Productivity and Economic Growth in Asia. *Social Science Research Network Eletronic Journal*, 2014.

LILEI, Ding, *Design of a Universal Image Classification and Recognition System Based on Tensorflow* Journal of Engineering System, STEMM Institute Press Vol. 2 No. 1, ISSN: 2959-0604. 2024

LIU, Y.; OTT, M.; GOYAL, N.; DU, J.; JOSHI, M.; CHEN, D.; LEVY, O.; LEWIS, M.; ZETTLEMOYER, L.; & STOYANOV, V. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach (Version 1). *arXiv*. 2019.

LU, Y., HECHING, A., e OLIVARES, M. Productivity analysis in services using timing studies. *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 43, no. 5, pp. 1123-1142, 2023

LUCAS, Robert E. Jr. The origins of the productivity concept. *American Economic Review*, Vol. 80 no.1, pp. 25-52, 1990

MARCHIONINI G. Exploratory Search [J]. *Communications of the ACM*, 2006, 49(4): 41–46.

MONTGOMERY, D. C. *Introduction to Statistical Quality Control*. Wiley 7th ed. 2013.

OMPRAKASH, Dewangan; PRIYABRATA, Sarkar. Machine Learning & Deep Learning Applications. *Futuristic Trends in Information Technology*. IIP Proceedings, Vol. 2, Book 20. Pp. 69-76. 2023.

OWUSU, Solomon; SZIRMAI, Adam; FOSTER-MCGREGOR, Neil. The Rise of the Service Sector in The Global Economy. *New Perspectives on Structural Change*, pp. 270–297, 2021.

PEPITONE, James S. *Human Performance Consulting: Transforming Human Potential into Productive Business Performance*. New York: John Wiley & Sons, 1989.

QUESNAY, François. *Tableau Oeconomique*. London: MacMillan and CO. and New York, 1894. *First Printed in 1758 reproduced in Facsimile for The British Economic Association*. 1894

QUESNAY, François. *Tableau Économique*. Paris: Editions Garnier-Flammarion, 1965.

RAINER, R. K.; PRINCE, B., SANCHEZ-RODRIGUEZ, C.; SPLETTSTOESSER-HOGETERP, I., & EBRAHIMI, S. *Introduction to information systems*. John Wiley & Sons, 2020.

ROTHWELL, William J.; HOHNE, Carolyn, K.; KING, Stephen, B. *Human Performance Improvement, Building Practitioner Performance*, 3rd Edition. Routledge, 2018.

SAMUELSON, P. A.; NORDHAUS, W. D. **Economics**. 19^o Ed. New York, NY. McGraw-Hill, p. 272. 2010.

SCHMENNEN, Roger W. International Factory Productivity Gains. **Journal of Operations Management**, Vol. 10, no. 2, pp. 229-254, 1991.

SCHUMPETER, Joseph A. History of Economic Analysis. **Oxford University Press**, p. 198. 1954

SHAH, R., e WARD, P. T. The Role of Time in Performance Improvement: An Exploration of Time-Based Competition in Services. **Journal of Operations Management**, 2003.

SHARMA H. Improving Natural Language Processing tasks by Using Machine Learning Techniques [C]. 2021 5th **International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON)**, 2021: 1–5.

SLACK, Nigel; CHAMBERS, Stuart; JOHNSTON, Robert. **Administração da produção**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

SOHEL, Rana. Exploring the Advancements and Ramifications of Artificial Intelligence. **Journal of Artificial Intelligence General Science (JAIGS)**, Vol. 2 no. 1, pp. 30-35. 2024.

SOKOLOVA, M; SZPAKOWICZ, S. Machine Learning in Natural Language Processing [M]//Handbook of Research on Machine Learning Applications and Trends. **IGI Global**, 2010: 302–324.

SPROAT R, GUTKIN A. The Taxonomy of Writing Systems: How to Measure How Logographic a System Is [J]. **Computational Linguistics**, 2021, 47(3): 477–528.

SZULKIN, Ryszard. Making People Work: **Control and Incentives in Swedish Organizations**. Sage Publications, Ltd. Vol.42, no. 2, pp.103-122. 1999.

WAGH, K. A. A Review: Word Embedding Models with Machine Learning Based Context Depend and Context Independent Techniques [J]. **Advances in Nonlinear Variational Inequalities**, 2024, 28(3s): 251–258.

WELKER, C. B. Peculiarities of services - a critical reflection. **IU Discussion Papers - Business & Management**. 2020

WYCKOFF, D. A. Productivity Analysis in Services Using Timing Studies. **International Journal of Operations & Production Management**, Vol. 7, no.6, pp. 5-19, 1987.

WU, C., ZHANG, R., KOTAGIRI, R., & BOUVRY, P. Strategic Decisions: Survey, Taxonomy, and Future Directions from Artificial Intelligence Perspective. **ACM Computing Surveys**, 55(12), 1–30. 2023

YIN, W; EBERT, S; SCHÜTZE, H. Attention-Based Convolutional Neural Network for Machine Comprehension [Z]. **arXiv**, 2016.

ZELINSKA, O.; POTAPOVA, N. e YEMELIANOVA, A. O. Information system for maintaining the register of clients of the bank. **Visnik Hmel'nic'kogo Nacional'nogo Universitetu**, 217(1), 94–99., 2023

ZHOU, Zhi-Hua. **Machine Learning**. Springer Nature Singapore Pte Ltda. 2021

ZHANG, Zhiliang; ZHAO, Limei; YANG, Tao. Research on the Application of Artificial Intelligence in Image Recognition Technology, **Journal of Physics: Conference Series**, Vol. 1992, no. 3, p 032118. 2021.