

VULNERABILIDADE INICIAL PÓS-INCUBAÇÃO: PREVENDO A SOBREVIVÊNCIA ORGANIZACIONAL COM APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

POST-INCUBATION LIABILITY OF NEWNESS:
FORESEEING ORGANIZATIONAL SURVIVAL WITH MACHINE LEARNING

Pablo Peron de Paula

Doutor em Administração pela Universidade de Brasília (Brasília/Brasil).
Professor na Unimontes (Montes Claros/Brasil).
E-mail: pablo.peron@unimontes.br

Carlos Denner dos Santos Júnior

Pós-doutor em Computação pelo Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo (São Paulo/Brasil).
Professor associado da Universidade de Brasília (Brasília/Brasil).
E-mail: carlosdenner@unb.br

Recebido em: 16 de dezembro de 2023
Aprovado em: 25 de janeiro de 2024
Sistema de Avaliação: Double Blind Review
RGD | v. 21 | n. 1 | p. 28-50 | jan./jun. 2024
DOI: <https://doi.org/10.25112/rgd.v21i1.3250>

RESUMO

A vulnerabilidade inicial representa as dificuldades que as empresas nascentes sofrem devido a fatores internos e externos. Nesse sentido, Incubadoras de Empresas representam políticas públicas que apoiam os empreendimentos nascentes mitigando os impactos da vulnerabilidade inicial. Entretanto, após a incubação, algumas empresas não conseguem sobreviver aos desafios de um mercado dinâmico e altamente competitivo, configurando um contexto especial para se estudar a vulnerabilidade “inicial”. Aspectos contingenciais como satisfação com a incubadora, tamanho e inovação tecnológica são importantes fatores para a sobrevivência desses empreendimentos que contaram com o apoio de incubadoras. Dentre os fatores que contribuem para superar a vulnerabilidade inicial, a literatura identifica a legitimidade, os recursos e as capacidades dinâmicas. O objetivo deste artigo é identificar as técnicas de aprendizagem de manuseio de máquinas robustas para prever a sobrevivência de empresas graduadas a partir de seus aspectos contingenciais e da legitimidade, capacidades dinâmicas e recursos. Empregou-se a estratégia de estudo de casos múltiplos, com 90 empresas graduadas de 15 incubadoras da região sudeste e centro-oeste. Na análise de dados, empregou-se os algoritmos de aprendizagem de máquina que foram implementados em *Python*. Os resultados mostraram aptidão para encontrar soluções com altos indicadores de acurácia, com destaque para os métodos *Gaussian NB* e *Support Vector Machine*. Esta pesquisa apresenta contribuições teóricas ao reforçar o papel da legitimidade para a sobrevivência de novos empreendimentos. Além do mais, o fato de ser uma empresa de base tecnológica, se caracteriza como um fator importante para a sobrevivência, o que reflete em uma contribuição gerencial.

Palavras-chave: Vulnerabilidade inicial. Pós-incubação. Sobrevivência organizacional. Aprendizagem de máquina.

ABSTRACT

Liability of newness represents the difficulties that the nascent companies suffer due to internal and external factors. In this sense, Business Incubators represent public policies that support nascent enterprises, mitigating the impacts of new business. However, after incubation, some companies cannot survive the challenges of a dynamic and highly competitive market, setting up a special context to study the “initial” vulnerability. In this sense, contingent aspects such as satisfaction with the incubator, size and technological innovation are important factors for the survival of these ventures that had the support of incubators. Among the factors that contribute to overcoming liability of newness, the literature identifies legitimacy, resources and dynamic capabilities. The aim of this article is to identify robust machine learning techniques to predict the survival of graduated companies from their contingency aspects and legitimacy, dynamic capabilities and resources. A multiple case study strategy was used with 90 graduated companies from 15 incubators in the Southeast and Midwest regions of Brazil. In the data analysis, machine learning algorithms that were implemented in Python were used. The results showed robustness to find solutions with high accuracy indicators, highlighting the Gaussian NB and Support Vector Machine methods. This research presents theoretical contributions by reinforcing the role of legitimacy for the survival of new ventures. Furthermore, the fact that it is a technology-based company is characterized as an important factor for survival, which is reflected in a managerial contribution.

Keywords: Liability of newness. Post-incubation. Organizational survival. Machine learning.

1 INTRODUÇÃO

Um conceito central na literatura sobre estratégia organizacional, que trata sobre a sobrevivência das firmas nos primeiros estágios, é o de *Liability of Newness* (Stinchcombe, 1965), também entendido como vulnerabilidade inicial. A suposição central dessa construção está associada à alta taxa de falência das empresas no estágio inicial de sua criação (Stinchcombe, 1965). A *Liability of Newness (LoN)* está associada a razões internas, como a necessidade de aprender novas habilidades, funções e rotinas e, também, às externas, como a carência de vínculos e legitimidade com os *stakeholders* (Wiklund; Baker; Shepherd, 2010).

Para superar a *LoN*, primeiramente, os empreendedores devem, efetivamente, atrair, integrar e transformar recursos para criar uma capacidade organizacional que lhes permita explorar uma oportunidade para, posteriormente, estabelecer sua própria legitimidade como fundadores, bem como a de seu novo empreendimento, a fim de acessar os recursos que lhes faltam como financiamento, funcionários, suprimentos, demanda de clientes e aprovações governamentais (Zhang; White, 2016).

Um importante instrumento para auxiliar os empreendedores a superar a *LoN* são as incubadoras de empresas. Barbosa e Emmendoerfer (2022) afirmam que as intervenções estatais reduzem barreiras e promovem incentivos ao empreendedorismo. As incubadoras de empresas são organizações que apoiam o estabelecimento e crescimento de novas empresas, disponibilizando recursos tangíveis como espaço físico, equipamentos e serviços administrativos, além dos intangíveis como conhecimento e acesso ao seu capital social e redes de relacionamentos (Bruneel *et al.*, 2012; Hausberg; Korreck, 2020), de forma a amenizar os impactos da *LoN* (Breivik-Meyer; Arntzen-Nordqvist; Alsos, 2020).

Apesar da existência de pesquisas sobre a contribuição das incubadoras no desenvolvimento de novas empresas, poucos estudos analisam sistematicamente a sobrevivência das firmas graduadas (Mas-Verdú; Ribeiro-Soriano; Roig-Tierno, 2015; Schwartz, 2009). Em uma revisão sistemática da literatura sobre incubadoras, Hausberg e Korreck (2020) identificaram um *cluster* de pesquisa sobre sobrevivência e falência de empresas graduadas. Nesta temática, destacam-se os trabalhos de Schwartz (2009; 2011; 2013) e de Mas-Verdú, Ribeiro-Soriano e Roig-Tierno (2015).

Diante desse cenário, essa pesquisa busca aplicar técnicas de aprendizagem de máquina a fim de prever a sobrevivência de empresas pós-incubadas. Dessa forma, busca responder a seguinte questão de pesquisa: quais técnicas de inteligência artificial são eficientes para prever a sobrevivência de empresas pós-incubadas a partir de seus aspectos contingenciais e de legitimidade, capacidades dinâmicas e recursos?

Para tanto, definiu-se como objetivo geral identificar as técnicas de aprendizagem de máquina robustas para prever a sobrevivência de empresas graduadas a partir de seus aspectos contingenciais e da legitimidade, capacidades dinâmicas e recursos empresariais. Como desdobramentos do objetivo geral, encontram-se os seguintes objetivos específicos: a) descrever os atributos de legitimidade, as dimensões de capacidades dinâmicas e os recursos empresariais de empresas pós-incubadas; b) identificar os aspectos contingenciais relacionados à sobrevivência de empreendimentos nascentes e c) aplicar as técnicas de aprendizagem de máquinas ao contexto da sobrevivência de empresas pós-incubadas.

2 SOBREVIVÊNCIA PÓS-INCUBAÇÃO

Devido à falta de capital reputacional, rotinas organizacionais e/ou legitimidade das novas organizações, os formuladores de políticas concentram sua atenção em intervenções que podem mitigar os impactos da *LoN* (Devaughn; Leary, 2018). Atores como governos e universidades públicas, muitas vezes, apoiam incubadoras de empresas com o objetivo de que as atividades que ocorrem nessas organizações sejam eficazes para ajudar as novas empresas a superar a *LoN* (Amezcuca *et al.*, 2013).

Incubadoras de empresas são organizações que apoiam o estabelecimento e o crescimento de novas empresas com recursos tangíveis e intangíveis durante um período flexível e são financiados por um patrocinador (governo ou corporação) e/ou se financiam cobrando aluguel e participação nos resultados dos incubados (Hausberg; Korreck, 2020). O espaço para aluguel subsidiado e concentrado espacialmente, incluindo escritórios, laboratórios e pequenos espaços de produção, ajuda a reduzir os custos fixos do estágio inicial por meio de utilização compartilhada (Chan; Lau, 2005; McAdam; McAdam, 2008). Além disso, os empreendedores fazem uso de serviços compartilhados coletivamente, como secretaria, equipamento de laboratório e infraestrutura de comunicação (Schwartz, 2013). Por fim, os serviços de assistência empresarial como *marketing*, contabilidade e recursos humanos constituem outro apoio fundamental do processo de incubação (Rice, 2002).

A incubadora assume uma posição de intermediária, ajudando os empreendedores a estabelecer contatos com atores externos da incubadora e a obter acesso aos seus recursos e conhecimento (Schwartz, 2013) incluindo ampla rede de provedores de serviços especializados, instituições financeiras, instituições políticas e, particularmente, as instalações de pesquisa públicas e privadas (Bozeman, 2000; Rothaermel; Thursby, 2005; Schwartz, 2011). Outro aspecto importante advindo do processo de incubação são os benefícios da credibilidade de uma imagem associada a uma incubadora (McAdam; McAdam, 2008; Schwartz, 2013). Devido ao fato de novas organizações carecerem de legitimidade (Stinchcombe, 1965),

as incubadoras de empresas atuam como uma intermediária conectiva entre suas redes sociais e a nova organização, incentivando-a a atrair recursos do ambiente externo (Amezcuca *et al.*, 2013).

O apoio das incubadoras de empresas promove um aumento do capital social ao conectar uma nova empresa com outras organizações e fontes de conhecimento (Flynn, 1993), o que melhora a quantidade e a qualidade de suas relações com o ambiente externo (Amezcuca *et al.*, 2013). O desenvolvimento de boas relações pode sinalizar uma vanguarda no mercado e, assim, aumentar a legitimidade (Zimmerman; Zeitz, 2002). A legitimidade é, muitas vezes, crucial para a sobrevivência de novas organizações (Starr; Macmillan, 1990) e é um importante recurso intangível que permite às organizações adquirir outros recursos (Zimmerman; Zeitz, 2002). Com o aumento da legitimidade, os atores externos ficam mais motivados a fornecer a uma nova organização os recursos necessários, pois acreditam que a organização é competente e essencial (Breivik-Meyer; Arntzen-Nordqvist; Alsos, 2020).

Embora a conclusão bem-sucedida de um programa desse tipo possa fornecer legitimidade aos *stakeholders* externos, o apoio do governo representa um esforço indireto para gerenciar os riscos inerentes à formação de novos empreendimentos e aumentar a probabilidade de sobrevivência da nova empresa (Devaughn; Leary, 2018). Schwartz (2009) observa que a descontinuidade do suporte da incubadora, ocorrida após a graduação, tem efeito negativo na sobrevivência da empresa, podendo durar até três anos após a saída da incubadora. Mas-Verdú, Ribeiro-Soriano e Roig-Tierno (2015), por meio de uma análise comparativa qualitativa, analisam o papel das incubadoras na interação com outros fatores, como o grau de inovação empresarial, tamanho, setor e atividade exportadora. Seus resultados mostram que incubadoras por conta própria não podem afetar a probabilidade de sobrevivência dos negócios

Apesar de reconhecer o apoio das incubadoras em auxiliar os novos empreendimentos a superarem a *LoN*, esse aspecto pode ser compreendido, teoricamente, como uma extensão do período de “lua de mel”. O acesso aos recursos subsidiados, por si só, não garante a sobrevivência do empreendimento no longo prazo. Assim, faz-se necessário, para sobreviver no longo prazo, desenvolver capacidades de adaptação a novos desafios, além de habilidades para acessar novas fontes de recursos após a incubação.

2.1 LEGITIMIDADE, CAPACIDADES DINÂMICAS E RECURSOS

A legitimidade organizacional tem sido reconhecida como um núcleo de construção na literatura de gestão estratégica e como um dos caminhos para a aquisição de recursos estratégicos necessários para a sobrevivência e crescimento das organizações, especialmente, novos empreendimentos (Alexiou; Wiggins, 2019; Suddaby; Bitektine; Haack, 2017). Legitimidade é um conceito que tem sido cuidadosamente analisado sob a perspectiva da psicologia social e a maioria das pesquisas a respeito do tema adotam uma abordagem teórica institucional (Tost, 2011).

As definições tradicionais acerca do termo entendem a legitimidade como uma percepção ou suposição generalizada de que as ações de uma organização são desejáveis, adequadas ou apropriadas para um sistema socialmente construído por normas, valores, crenças e definições (Alexiou; Wiggins, 2019; Ma *et al.*, 2020; Suchman, 1995). Para fins deste artigo, entende-se legitimidade como uma congruência entre os valores, normas e expectativas da sociedade e as atividades e resultados da organização, uma condição que reflete alinhamento, suporte e consonância com as regras e leis relevantes (Scott, 1995; Zimmerman; Zeitz, 2002).

A legitimidade é um dos atributos organizacionais valiosos diante do cenário de incertezas em torno da disponibilidade de recursos naturais escassos, interrupções tecnológicas, necessidades de mercado e adoção de inovações (Ma *et al.*, 2020). A complexidade do ambiente de negócios demanda interatividade das organizações com seus *stakeholders*, especialmente em função da necessidade de obter: a) aceitação e adaptação do mercado a novos produtos, tecnologias ou serviços e b) acesso a recursos necessários e fornecedores de diferentes insumos, como mercados ou capital (Stinchcombe, 1965).

A visão baseada em recursos da empresa (RBV) é uma estrutura teórica influente para entender como a vantagem competitiva dentro das empresas é alcançada e como ela pode ser sustentada ao longo do tempo (Barney, 1991). A RBV oferece o argumento de que as empresas possuem recursos que permitem obter vantagem competitiva e que levam a um desempenho superior no longo prazo. Os recursos que são valiosos e raros podem levar à criação de vantagem competitiva, sendo que a mesma pode ser sustentada por períodos mais longos, na medida em que a empresa é capaz de se proteger contra a imitação, transferência ou substituição de recursos (Wernerfelt, 1984).

Wernerfelt (1984) define recurso como qualquer coisa que possa ser considerada como uma força ou fraqueza de determinada empresa. Para Barney (1991), os recursos da firma incluem todos os ativos, capacidades, processos organizacionais, informação e conhecimento, controlados pela empresa e que a habilitam a implantar estratégias que aumentem sua eficiência e efetividade. A perspectiva da RBV fornece uma base para abordar algumas questões-chave na formulação de estratégias, como: em quais recursos atuais a empresa deve basear sua diversificação, quais recursos devem ser desenvolvidos por meio da diversificação, em que sequência e em quais mercados a diversificação deve ocorrer e que tipo de firmas será desejável que essa empresa em particular adquira (Wernerfelt, 1984).

As empresas precisam de recursos específicos e complementares para fechar a lacuna entre as demandas do mercado e a sua capacidade de atendê-las enquanto a complexidade dos mercados está se acelerando (Deutscher *et al.*, 2016). Dentre os principais recursos necessários para a sobrevivência e crescimento dos novos negócios destacam-se os físicos, os financeiros, os organizacionais e os relacionais.

Teece, Pisano e Shuen (1997) apresentaram as capacidades dinâmicas como sendo aquelas capazes de integrar, construir e reconfigurar competências internas e externas para lidar com ambientes que mudam rapidamente. Posteriormente, Teece (2007) apontou os microfundamentos para o desenvolvimento de capacidades dinâmicas. Para o autor, as organizações são capazes de alcançar capacidades dinâmicas por meio de *Sensing* (detectar e moldar oportunidades e ameaças), *Seizing* (aproveitar oportunidades) e *Reconfiguration* (gerenciar as ameaças e reconfigurar ativos e estruturas).

A capacidade dinâmica tem um efeito significativo na vantagem competitiva. Ela é capaz de afetar os recursos valiosos, raros, não imitados e não substituídos das empresas para obter vantagem competitiva no ambiente de negócios em rápida mudança (Khouroh *et al.*, 2020). Neste sentido, a perspectiva das capacidades dinâmicas contribui para a empresa adquirir e manter bons e contínuos relacionamentos com a sociedade (Machado *et al.*, 2022). Do seu lado, Teece (2016) argumenta que as capacidades dinâmicas se concentram na construção, renovação e reconfiguração de recursos internos e externos. Dessa forma, elas estimulam o aproveitamento de oportunidades e agregação de valor (Teece, 2016).

As empresas devem encorajar todos os membros da organização a reconhecer o ambiente dinamicamente e responder às mudanças com flexibilidade, pois as mudanças no ambiente de negócios que causam turbulência também tornam os recursos e capacidades das empresas obsoletos e irrelevantes (Khouroh *et al.*, 2020). Assim, ao redistribuir recursos em resposta às mudanças ambientais, as empresas devem cultivar a capacidade de se adaptarem com flexibilidade no mercado (Kwon; Ryu; Park, 2018). Esses recursos, basicamente, permitem que uma empresa leia e explore sinais em seu ambiente e seja proativa na identificação e captura de novos clientes potenciais (Sun *et al.*, 2019).

3 MÉTODO

A investigação partiu de uma revisão da literatura sobre a vulnerabilidade inicial que permitiu identificar os fatores que contribuem para sobrevivência de novos negócios como a legitimidade, os recursos e as capacidades dinâmicas. Empregou-se a estratégia de estudo de casos múltiplos com 90 empresas graduadas de 15 incubadoras da região sudeste e centro-oeste. O instrumento de coleta de dados foi desenvolvido para captar a percepção dos gestores e/ou proprietários de empresas que passaram pelo processo de incubação a respeito da legitimidade, das capacidades dinâmicas e dos recursos empresariais.

Para o construto da legitimidade, a construção do instrumento teve como fundamento todos os itens da escala de medida psicométrica das percepções individuais de legitimidade pragmática, moral e cognitiva proposta por Alexiou e Wiggins (2019). Para o construto de capacidades dinâmicas, a

construção dos itens do instrumento teve como ponto de partida todos os itens da proposta de medição de capacidades dinâmicas elaborados por Garrido *et al.* (2020). Para o construto recursos, a construção dos itens do instrumento baseou-se no estudo de Borges e Bueno (2020). A construção dos itens apoiou-se também nas contribuições teóricas de Bayon e Aguilera (2020) e Paradkar, Knight e Hansen (2015), resultando em 16 itens.

Os itens foram agrupados em uma escala *Likert* de 5 pontos, juntamente a 15 perguntas relacionadas ao perfil da empresa e ao Termo de Esclarecimento Livre e Esclarecido (TCLE), em um instrumento elaborado no *Google Form*® e que foi submetido como pré-teste à análise de seis empreendedores que tiveram projetos incubados e a uma gestora de incubadora. Após os ajustes sugeridos no pré-teste, o instrumento foi finalizado.

Primeiramente, foi realizada uma seleção das incubadoras de IES públicas localizadas nas regiões sudeste e centro-oeste. Assim, foram identificadas 15 incubadoras que possuíam empresas graduadas há, pelo menos, cinco anos, para que fosse possível encontrar tanto empresas ativas quanto inativas. Após listar todas as empresas graduadas por essas incubadoras e seus respectivos contatos (sítio eletrônico, *e-mail* e telefone), foi realizada uma pesquisa junto ao Cadastro Nacional de Pessoas Jurídicas (CNPJ), para verificar a situação atual da empresa (ativa ou inativa). Para as empresas ativas, foi enviado um *e-mail* de contato convidando a participar da pesquisa. Quando o *e-mail* era inválido e/ou não se obtinha um retorno, era realizado um contato telefônico, apresentando os propósitos da pesquisa e convidando a empresa a contribuir.

Para as empresas inativas, cujo dados de contato (sítio eletrônico, *e-mail* e telefone) estavam desatualizados foi realizada uma pesquisa via internet para obter os contatos pessoais de seus sócios e, posteriormente, foi efetuado os passos anteriores. Esse processo ocorreu de dezembro de 2020 até fevereiro de 2021. Como resultado, 174 sócios e/ou dirigentes de empresas concordaram em participar da pesquisa, desse total, 93 responderam ao questionário, o que representa uma taxa de resposta de 53,4%. Entretanto, três pares de respostas se referiam a mesma empresa, resultando em 90 casos válidos.

Para a análise de dados, empregou-se os algoritmos de aprendizagem de máquina que foram implementados em *Python* a partir da biblioteca *Scikit-learn* (Pedregosa *et al.*, 2011). Os procedimentos de aprendizagem de máquina consistem, em sua maioria, no particionamento da amostra original em duas subamostras, sendo a primeira utilizada para treinar o algoritmo, enquanto a segunda é utilizada para testar os resultados. Foram utilizados os seguintes métodos: *Decision Tree Classifier*; *Gradient Boosting Classifier*; *Random Forest Classifier*; *Logistic Regression*; *Dummy Classifier*; *Gaussian NB*; *Multinomial NB*; e *Support Vector Classifier*.

O *Decision Tree Classifier* é um método de aprendizado supervisionado, não paramétrico, usado para classificação e regressão. O objetivo é criar um modelo que preveja o valor de uma variável, aprendendo regras de decisão simples inferidas a partir dos dados (Pedregosa *et al.*, 2011). O *Gradient Boosting Classifier* é um método usado para desenvolver modelos de classificação e regressão, visando otimizar o processo de aprendizagem que são, em sua maioria, de natureza não linear (Chakrabarty *et al.*, 2019).

O *Random Forest Classifier* representa um conjunto de muitas árvores de decisão individuais (Chakrabarty *et al.*, 2019). A *Logistic Regression* trata-se de um modelo linear para classificação, nesse modelo, as probabilidades que descrevem os resultados possíveis são modeladas por meio de uma função logística (Pedregosa *et al.*, 2011).

O *Dummy Classifier* é um classificador que faz previsões usando regras e estratégias simples de classificação, sendo útil para comparar com outros classificadores. O *Gaussian NB* implementa o algoritmo *Naive Bayes* para dados distribuídos multinomialmente e é uma das duas variantes *Naive Bayes* clássicas usadas para classificação.

O *Support Vector Classifier (SVC)* faz parte de um conjunto de métodos de aprendizagem supervisionada, conhecido como *Support Vector Machine (SVM)* e usados para classificação, regressão e detecção de *outliers*. O SVC é capaz de realizar classificação binária e multiclasse (Pedregosa *et al.*, 2011).

Por fim, o *Multinomial NB* é um classificador multinomial *Naive Bayes*, adequado para classificação com variáveis discretas. A distribuição multinomial, normalmente, requer contagens inteiras, entretanto, contagens fracionárias também podem funcionar (Pedregosa *et al.*, 2011).

4 RESULTADOS

Primeiramente, empregou-se a estatística descritiva com o intuito de descrever as características das empresas estudadas. Foram obtidas 93 respostas de 90 empresas diferentes. Três empresas tiveram respostas por dois dos sócios fundadores e, para essas empresas, foi realizado a média entre as respostas de cada respondente.

Em relação às variáveis sociodemográficas, notou-se que a maior parte das empresas que compõem o estudo está localizada no estado de Minas Gerais (51,1%), seguida por São Paulo (17,0%), Rio de Janeiro (11,4%), Goiás (9,1%), Distrito Federal (8,0%) e Mato Grosso do Sul (3,4%). Dentre as incubadoras pelas quais as empresas se graduaram, destacam-se a Incubadora do CENTEV/UFV (14,4%), a INCIT/UNIFEI (13,3%), o CEI/UFG (10,0%), a INOVA/UFMG (10,0%), a Multincubadora/UnB (8,9%) e a INCAMP/UNICAMP (8,9%). As empresas pesquisadas atuam, principalmente, no segmento de educação (13,3%), desenvolvimento de

software (12,2%), saúde e bem-estar (11,1%), tecnologia da informação e comunicação (11,1%), agronegócio (10,0%) e arquitetura e engenharia (8,9%). As empresas, em sua maior parte, desenvolvem seus modelos de negócio por meio de prestação de serviços (17,8%), vendas (16,7%) e *software* como serviço (SaaS) (13,3%). Dentre as 90 empresas respondentes, 72 (80%) estavam em atividades quando responderam à pesquisa e 18 (20%) haviam encerrado suas atividades.

Na sequência, para a formação dos construtos legitimidade, capacidades dinâmicas e recursos foi realizado uma Análise Fatorial Confirmatória (AFC), por meio do aplicativo AMOS do SPSS. A AFC resultou nos seguintes indicadores de ajustes (RMSEA = 0,140; NFI = 0,721; CFI = 0,799; IFI = 0,803; $\chi^2 = 276,802$; $\chi^2/\text{gl} = 2,741$). Para a validade convergente, analisou-se as cargas fatoriais padronizadas. Os itens que são indicadores de um construto específico devem convergir ou compartilhar uma elevada proporção de variância comum. Hair *et al.* (2009), propõem que as cargas fatoriais padronizadas devem ser superiores a 0,5, idealmente superior a 0,7. Seis cargas fatoriais padronizadas foram superiores a 0,5 e as outras 10 foram superiores a 0,7, atendendo o que foi proposto. Além do mais, Hair *et al.* (2009) recomendam que haja uma alta confiabilidade, com um indicador superior a 0,7. Um dos indicadores mais recomendado é a confiabilidade de construto (CR) que pode ser calculado pelo quadrado da soma das cargas fatoriais padronizadas, dividido pelo quadrado da soma das cargas fatoriais padronizadas adicionada do somatório dos termos de variância do erro de cada construto. Esse procedimento resultou em um CR de 0,96 para a legitimidade, 0,87 para as capacidades dinâmicas e 0,70 para os recursos. Por fim, os valores de cada construtos foram estimados pela média ponderada das respostas aos itens do questionário pela carga fatorial do respectivo item.

Para iniciar os métodos de aprendizagem de máquina, foram utilizados como variáveis de entrada os construtos de Capacidades Dinâmicas (CD), Legitimidade (LEG) e Recursos (REC), além das variáveis de contingência de Satisfação com a Incubadora (S_INC), Tamanho ao final da incubação (T_INC) e inovação tecnológica (TEC). Para o resultado (sobrevivência), utilizou-se uma variável dicotômica, sendo o valor de "1" para as empresas ativas e "0" para as inativas. Com o objetivo de padronizar as variáveis de entrada na mesma escala dos resultados, optou-se por calibrar os resultados para um conjunto *fuzzy*. Para tanto, utilizou-se uma escala relativa para a definição das âncoras qualitativas, sendo, o 10º percentil como ponto de não adesão plena (valor *fuzzy* igual a 0), a mediana como ponto de cruzamento (valor *fuzzy* igual a 0,5) e o 90º percentil como ponto de adesão plena (valor *fuzzy* igual a 1). Por fim, para a distinção das empresas baseadas em tecnologia (TEC), adotou-se os procedimentos de Mas-Verdú, Ribeiro-Soriano e Roig-Tierno (2015), no qual uma variável dicotômica assume valor "0" para empresas não baseadas em tecnologia e valor "1" para empresas de base tecnológica. Para essa análise, foi utilizada as informações relacionadas à segmentação bem como consultas ao sítio eletrônico de cada empresa.

Tabela 1 -Regras para a calibração dos dados brutos

Construto	Dados Brutos	Valor Fuzzy
Capacidades Dinâmicas (CD)	Se CD \geq 4,988	1
	Se CD = 4,145	0,5
	Se CD \leq 3,030	0
Legitimidade (LEG)	Se LEG \geq 5,000	1
	Se LEG = 4,840	0,5
	Se LEG \leq 4,000	0
Recursos (REC)	Se REC \geq 4,890	1
	Se REC = 3,930	0,5
	Se REC \leq 2,590	0
Satisfação com a Incubadora (S_INC)	Se S_INC \geq 5,000	1
	Se S_INC = 4,000	0,5
	Se S_INC \leq 2,550	0
Tamanho ao final da Incubação (T_INC)	Se T_INC \geq 10,000	1
	Se T_INC = 5,000	0,5
	Se T_INC \leq 1,000	0
Inovação Tecnológica (TEC)	Se TEC = Base tecnológica	1
	Se TEC = Não baseada em tecnologia	0

Fonte: Dados da pesquisa

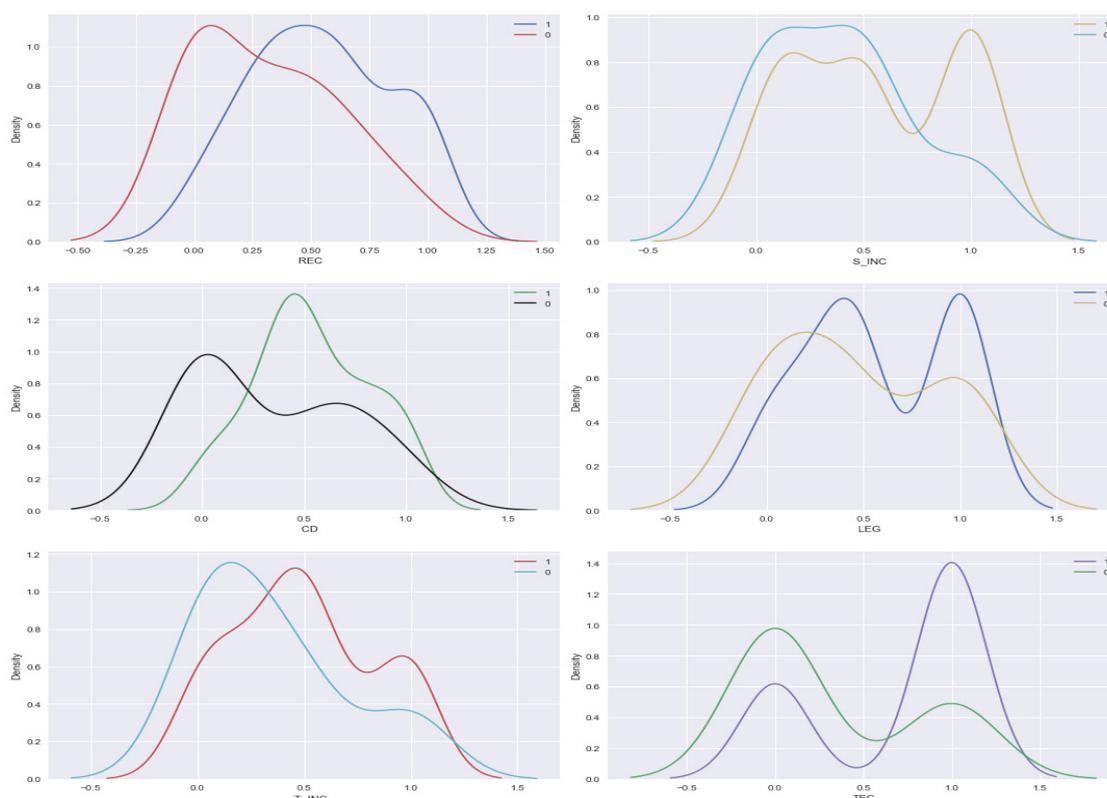
4.1 APLICANDO OS MODELOS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

Utilizando técnicas de aprendizagem de máquina, implementadas em linguagem *Python*, realizou-se uma abordagem exploratória comparativa dos construtos e variáveis contingenciais entre as empresas ativas e inativas. Inicialmente, construiu-se o gráfico de densidade por grupos de empresas ativas e inativas (Gráfico 1). Conforme a dicotomização do resultado, o valor "0" representa as empresas inativas, enquanto o "1" as ativas. Os gráficos de densidade suavizam os histogramas de forma que não haja extremidades afiadas nos limites do intervalo e que os picos locais sejam removidos. Dessa forma, os gráficos de densidade tornam-se esteticamente mais atraentes e permitem melhor comparação entre dois grupos com frequências diferentes.

Para o construto de legitimidade (LEG), a linha azul representa as empresas ativas, enquanto a linha amarela representa as empresas inativas. O gráfico nos mostra a presença de um vale, representado pela

ausência de casos próximos aos valores de 0,8. Para os valores mínimos de legitimidade, a densidade das empresas inativas supera as ativas, esse quadro se inverte quando os valores se aproximam de 0,50 e, quando os valores de legitimidade se aproximam do máximo, a diferença entre a densidade de empresas ativas se acentua.

Gráfico 1 - Gráficos de densidade das variáveis por grupo de empresas



Fonte: Dados da pesquisa

Para os construtos de capacidades dinâmicas (CD), a linha preta representa as empresas ativas, enquanto a linha verde representa as empresas inativas. Para recursos (REC), a linha azul representa as empresas ativas, enquanto a linha vermelha representa as empresas inativas. Em ambos os construtos o comportamento foi similar. A densidade das empresas ativas é baixo para os valores mínimos e encontra seu ápice próximo aos valores de 0,5, reduzindo à medida que os valores se aproximam do máximo. Em relação às empresas inativas, o comportamento foi o oposto, a maior densidade de empresas inativas encontra-se próximos aos valores mínimos e essa densidade vai diminuindo à medida que os valores se aproximam do máximo. Observou-se, ainda, que na ausência de capacidades dinâmicas e recursos, a densidade de empresas inativas supera às ativas.

Para a variável satisfação com os serviços oferecidos pela incubadora, a linha azul representa as empresas ativas, enquanto a linha amarela representa as empresas inativas. O gráfico mostra a presença de um vale, representado pela ausência de casos próximos aos valores de 0,8. Quando a percepção de satisfação é baixa, a densidade das empresas inativas supera as ativas, porém, essa situação se inverte à medida que a satisfação aumenta. Desconsiderando o vale, a densidade das empresas ativas sofre pouca variação à medida que a satisfação aumenta, entretanto, o ápice da densidade encontra-se nos valores máximos de satisfação. Nesse ponto, encontra-se também a maior diferença de densidade entre empresas ativas e inativas.

Para a variável tamanho, ao final do processo de incubação, a linha vermelha representa as empresas ativas, enquanto a linha azul representa as empresas inativas. O gráfico mostra que, dentre as inativas, há uma maior densidade de empresas menores e essa densidade vai diminuindo à medida que o tamanho da empresa aumenta. Em relação às ativas, o valor de densidade das menores empresas é próximo aos das maiores e o ápice da densidade encontra-se próximo aos tamanhos médios. Para os menores tamanhos, a densidade de empresas inativas supera as ativas, essa situação se inverte próximo aos tamanhos médios e esse cenário se mantém para os tamanhos maiores.

Por fim, para as empresas de base tecnológica (TEC), a linha roxa representa as empresas ativas, enquanto a linha verde representa as empresas inativas. Observou-se um vale próximo ao valor de 0,5. Isso ocorreu pelo fato da variável ser dicotômica e assumir apenas valores de "0" ou "1". Dessa forma, percebeu-se maior densidade de empresas inativas dentre o grupo de empresas não baseadas em tecnologia do que de empresas ativas. Essa situação se inverte quando se trata das empresas de base tecnológica. O grupo de empresas ativas apresentou uma densidade muito superior às inativas.

4.2 COMPARANDO MODELOS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA

Iniciou-se a comparação dos modelos de aprendizagem de máquina. Para tanto, utilizou-se os códigos desenvolvidos pela comunidade *Scikit-learn* (Pedregosa *et al.*, 2011). Para tanto, utilizou-se um método de estimação importado da biblioteca "dabl" que compara diferentes técnicas de aprendizagem de máquina. Foram utilizados os métodos: *Dummy Classifier*, *Gaussian NB*, *Multinomial NB*, *Decision Tree Classifier* e *Logistic Regression*. Para avaliar os modelos, o método de estimação utiliza os seguintes parâmetros: *accuracy*, *average-precision*, *roc_auc*, *recall_macro* e *f1_macro*. A função "*accuracy*" calcula a precisão, seja por meio da fração (padrão) ou da contagem das previsões corretas. A função retorna a precisão do subconjunto. Quando todo o conjunto de rótulos previstos para uma amostra corresponder ao conjunto verdadeiro de rótulos, a precisão do subconjunto será "1"; caso contrário, é "0".

A função *average-precision* calcula a precisão média das pontuações de predição e é utilizada para classificação binária ou multilabel. A função *roc_auc_score* calcula a área sob a curva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) a partir das pontuações de predição. A área sob a curva ROC é uma medida do desempenho de predição, no qual, quanto maior o valor, melhor o desempenho.

O *recall* é a proporção entre o número de verdadeiros positivos e o número de falsos negativos. O *recall* é, intuitivamente, a capacidade do classificador de encontrar todas as amostras positivas. O parâmetro "macro" calcula as métricas para cada rótulo e encontra a média ponderada sem levar em consideração o desequilíbrio do rótulo. A precisão é a capacidade do classificador de não rotular como positiva uma amostra negativa e *recall* é a capacidade do classificador de encontrar todas as amostras positivas. Nesse sentido, a medida F pode ser interpretada como uma média harmônica ponderada de precisão e *recall* e atinge seu melhor valor em 1 e sua pior pontuação em 0. No caso de F1, o *recall* e a precisão são igualmente importantes. A tabela 2 apresenta as pontuações para cada modelo.

Tabela 2 - Pontuações dos modelos de aprendizagem de máquina

Modelo	Accuracy	Average-precision	AUROC	Recall_macro	F1_macro
<i>Dummy Classifier</i>	0,81	0,19	0,50	0,50	0,45
<i>Gaussian NB</i>	0,84	0,71	0,84	0,80	0,74
<i>Multinomial NB</i>	0,81	0,69	0,81	0,50	0,45
<i>Decision Tree Classifier</i>	0,78	0,31	0,64	0,64	0,62
<i>Logistic Regression</i>	0,70	0,59	0,27	0,74	0,65

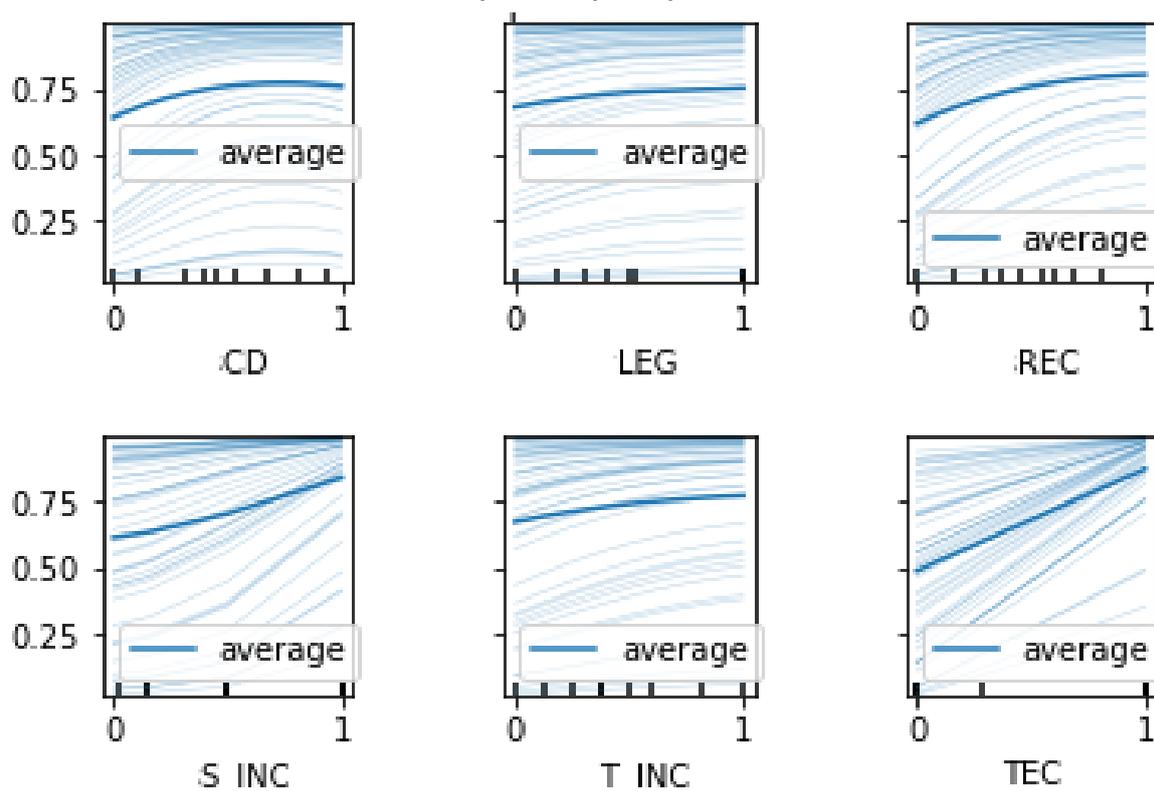
Fonte: Dados da pesquisa

Com base nos resultados, percebeu-se que o método *Gaussian NB* apresentou os maiores valores em todos os indicadores. Dessa forma, pode ser considerado o melhor método de acordo com a técnica proposta. Com isso, para aprofundar no entendimento de como as variáveis individualmente contribuem para o resultado, no método *Gaussian NB*, foi elaborado o Gráfico de dependência parcial, apresentado na figura 2. Os gráficos de dependência parcial mostram a dependência entre a função de destino, o resultado e um conjunto de variáveis de interesse (Pedregosa *et al.*, 2011).

O gráfico 2 demonstra que a variável inovação tecnológica (TEC) apresentou relação linear mais acentuada com a sobrevivência das empresas, ou seja, ser uma empresa de base tecnológica aumenta a probabilidade de sobrevivência de empresas pós-incubadas. A variável satisfação com os serviços da incubadora (S_INC) aproximou-se de uma relação linear, indicando que, quanto maior a satisfação com os serviços da incubadora, maior é a probabilidade de sobrevivência. A variável Tamanho, ao final do processo

de incubação (T_INC), apresentou apenas uma leve inclinação, sugerindo que não há uma relação linear entre o tamanho das empresas no momento de sua graduação e a sobrevivência.

Gráfico 2 -Gráfico de dependência parcial para o método *Gaussian NB*



Fonte: Dados da pesquisa

Dentre os construtos de legitimidade (LEG), capacidades dinâmicas (CD) e recursos (REC), o que apresentou relação linear mais forte foi o último, indicando que à medida que a posse ou acesso aos recursos aumentam, eleva a probabilidade de as empresas sobreviverem. Para a legitimidade, ocorreu também a presença de uma relação linear, entretanto, essa curva foi menos acentuada. Isso mostrou que, a probabilidade de as empresas sobreviverem aumenta à medida que eleva a legitimidade. Entretanto, após atingir um certo nível da mesma, a probabilidade de sobrevivência se mantém constante. Por fim, em relação às capacidades dinâmicas, o gráfico não se aproximou de uma relação linear. Percebeu-se que, a probabilidade de sobrevivência aumenta até um certo nível e, depois, a curva indica um decréscimo.

Por fim, realizou-se uma análise comparativa combinando às seis medidas explicativas do estudo aos métodos *Gradient Boosting Classifier (GBC)*, *Logistic Regression (LR)*, *Random Forest Classifier (RFC)*, *Support Vector Classification (SVC)* e *GaussianNB*.

Dessa forma, foi possível analisar como a combinação dos métodos à diferentes medidas explicativas, proporcionam modelos com alta acurácia. Os resultados mostraram que, acima de 90% de acurácia, estão o modelo *GaussianNB* com uma ou duas variáveis e o modelo SVC com três, quatro, cinco ou seis variáveis. Pode-se inferir que os modelos GBC, apresentam as menores acurácias, quando utilizados com três, quatro ou cinco variáveis. Os modelos LR apresentaram acurácia relativamente altas, entre 80% e 90% com a utilização de três, quatro ou cinco variáveis.

Finalizando a análise entre os métodos comparativos, foi possível realizar uma investigação mais profunda ao usar uma ferramenta que é capaz de cruzar a eficiência de cada método utilizando cada uma das variáveis de entrada individualmente ou a combinação de vários subconjuntos dessas variáveis. Como resultado, identificou-se que o método SVC apresentou maior acurácia (93%) utilizando as seis variáveis propostas inicialmente.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo teve como objetivo analisar e comparar as técnicas de aprendizagem de máquina para prever e explicar a sobrevivência de empresas graduadas a partir da legitimidade, capacidades dinâmicas e recursos empresariais. Para tanto, foi identificado na literatura de estratégia organizacional os aspectos da *Liability of Newness* (Stinchcombe, 1965), fenômeno que afeta as organizações em estágios iniciais, as levando a falência. Como fatores que propiciam as organizações superarem a *LoN*, destacou-se a legitimidade, recursos e capacidades dinâmicas.

Cabe ressaltar o papel central da legitimidade, que é vista como um dos fatores primordiais para a redução do risco de vulnerabilidade inicial. Dessa forma, os achados empíricos reforçam o papel da legitimidade e se mostraram em consonância com a literatura (Abatecola; Uli, 2016; Aldrich; Auster, 1986; Baum; Singh, 1994; Chambré; Fatt, 2002; Freeman *et al.*, 1983; Stinchcombe, 1965).

Ao utilizar o método comparativo da biblioteca "dabl", foi possível realizar uma comparação simultânea entre cinco diferentes métodos de aprendizagem de máquina. Nesta etapa, o método *Gaussian NB* apresentou o melhor indicador de acurácia (83,7%). Ao aprofundar nas contribuições individuais de cada variável, por meio do gráfico de dependência parcial entre o resultado (sobrevivência) e as variáveis do estudo, foi possível identificar que a variável inovação tecnológica possui uma relação linear forte com a sobrevivência das empresas pós-incubadas. Nesse sentido, ser uma empresa de base tecnológica, que desenvolve soluções pautadas na inovação, proporciona maior probabilidade de sobreviver no contexto de empresas pós-incubadas, convergindo com a literatura (Oliveira *et al.*, 2016).

Por uma perspectiva prática, considerando o papel do empreendedor que busca posicionar sua empresa melhor no mercado por meio de uma decisão estratégica de incubação ou não, torna-se essencial considerar, então, se a competência central de sua empresa é pautada na inovação ou não. O contexto de incerteza do desenvolvimento de inovação parece se beneficiar mais dos recursos de mentoria e aceleração das incubadoras, normalmente instaladas em ambientes universitários. De uma outra perspectiva, a dos fundadores e administradores de incubadoras de empresas, pode-se dizer que um novo formato de incubação poderia ser desenvolvido de maneira customizada para empresas não pautadas centralmente em inovação, pois o atual formato não parece beneficiar essas empresas da mesma maneira.

O gráfico de dependência parcial ainda apontou uma relação linear entre os construtos legitimidade e recursos, individualmente, em relação a sobrevivência. A relação desses dois construtos encontra respaldo na literatura. A legitimidade permite que as organizações acessem outros recursos necessários para sobreviver e, dessa forma, sua obtenção auxilia a prever a probabilidade de um novo empreendimento permanecer viável (Nagy *et al.*, 2017). Esses recursos obtidos, proporcionam às empresas fecharem a lacuna entre as demandas do mercado e a capacidade de atender a essas demandas (Deutscher *et al.*, 2016).

Ao empregar os métodos de aprendizagem de máquina, foi possível entender o comportamento das variáveis em função do resultado (empresas ativas e inativas). Para tanto, utilizou-se os gráficos de densidade. Ao aprofundar na utilização destes métodos, foi possível comparar a acurácia de diferentes modelos. Os resultados apontaram para um modelo utilizando o *Support Vector Classification* com todas as seis variáveis de entrada propostas inicialmente. Essa combinação levou a estimativas do resultado com 93% de acurácia. Com base nisso, conclui-se que os métodos de aprendizagem de máquina possuem robustez para prever a sobrevivência de empresas pós-incubadas. Além disso, podem ser utilizados no contexto das políticas públicas de acompanhamento dos empreendimentos que receberam auxílio das incubadoras das universidades públicas, de modo que essas possam monitorar o desempenho das empresas graduadas e oferecer suporte para manter essas empresas ativas, gerando renda e empregos para a sociedade. De maneira similar, estudos poderiam ser desenvolvidos, tendo as incubadoras de empresas em mente, de forma a entender quais formatos e configurações podem beneficiar os empreendimentos, direcionando esforços para uma maior especialização por parte das incubadoras.

No que tange os aspectos metodológicos, esta pesquisa permitiu, por seu delineamento, a comparação entre empresas ativas e inativas. Realizar pesquisas com empreendedores que já encerraram as atividades de seus negócios se mostra desafiador, tanto para localizar esses sujeitos como para motivá-los a contribuir com o estudo. Assim, recomenda-se, como proposta para futuras pesquisas, analisar a trajetória empreendedora das pessoas que tiveram seus negócios incubados e, posteriormente,

fechados. Deve-se analisar profundamente os motivos das falências após a saída do ambiente formal de apoio e, conseqüentemente, o impacto desse fenômeno para as políticas públicas. Nesta perspectiva, a adoção de estratégias de saída por parte dos gestores, ao encerrarem as atividades de suas empresas, podem ser analisadas sob o prisma da racionalidade limitada. Além do mais, recomenda-se analisar a eficiência das incubadoras para empreendimentos não baseados em tecnologia. Uma vez que os resultados desta pesquisa demonstram que ser uma empresa de base tecnológica é uma condição central para a sobrevivência. Nesse sentido, não parece ser viável a aplicação de recursos para a incubação de empreendimentos tradicionais, pelo menos não considerando o atual formato e configuração das incubadoras. Novas pesquisas podem tratar das incubadoras como unidade de análise.

REFERÊNCIAS

ABATECOLA, G.; ULI, V. Entrepreneurial competences, liability of newness and infant survival. **Journal of Management Development**, v. 35, n. 9, p. 1082-1097, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1108/JMD-09-2014-0094>. Acesso em: 20 maio 2022.

ALDRICH, H.; AUSTER, E. R. Even dwarfs started small: liabilities of age and size and their strategic implications. **Research in Organizational Behavior**, n. 8, p. 165-198, 1986. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/228221131_Even_Dwarfs_Started_Small_Liabilities_of_Age_and_Size_and_Their_Strategic_Implications. Acesso em: 20 maio 2023.

ALEXIOU, K.; WIGGINS, J. Measuring individual legitimacy perceptions: scale development and validation. **Strategic Organization**, v. 17, n. 4, p. 470-496, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1177/1476127018772862>. Acesso em: 13 dez. 2022.

AMEZCUA, A. S.; GRIMES, M. G.; BRADLEY, S. W.; WIKLUND, J. Organizational sponsorship and founding environments: a contingency view on the survival of business-incubated firms, 1994-2007. **Academy of Management Journal**, v. 56, n. 6, p. 1628-1654, 2013. DOI: <https://doi.org/10.5465/amj.2011.0652>. Acesso em: 13 dez. 2022.

BARBOSA, M. D. F. N.; EMMENDOERFER, M. L. Políticas públicas de empreendedorismo no contexto do desenvolvimento local sustentável: um arranjo metodológico. **Revista Gestão e Desenvolvimento**, v. 19, n. 2, p. 232-258, 2022. DOI: <https://doi.org/10.25112/rgd.v19i2.2998>. Acesso em: 22 maio 2023.

BARNEY, J. Firm resources and sustained competitive advantage. **Journal of Management**, v. 17, n. 1, p. 99-120, 1991. DOI: <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>. Acesso em: 13 dez. 2022.

BAUM, J. A.; SINGH, J. V. Organizational niches and the dynamics of organizational mortality. **American Journal of Sociology**, v. 100, n. 2, p. 346-380, 1994. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/2782073>. Acesso em: 20 maio 2023.

BAYON, M.; AGUILERA, P. Managerial perceptions of the strategic relevance of resources and capabilities and its configuration for firm competitiveness: an exploratory study. **Competitiveness Review**, v. 31, n. 3, p. 462-476, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1108/cr-01-2020-0023>. Acesso em: 13 dez. 2022.

BORGES, M. R.; BUENO, J. M. O processo de incubação auxilia no desenvolvimento das capacidades adaptativa, absorptiva e inovativa? Estudos de casos múltiplos na região do triângulo mineiro e Alto Paranaíba. **Revista de Empreendedorismo e Gestão de Pequenas Empresas**, v. 9, n. 2, p. 36-70, 2020. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2152-9352>. Acesso em: 13 dez. 2022.

BOZEMAN, B. Technology transfer and public policy: a review of research and theory. **Research Policy**, v. 29, n. 4/5, p. 627-655, 2000. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(99\)00093-1](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(99)00093-1). Acesso em: 13 dez. 2022.

BREIVIK-MEYER, M.; ARNTZEN-NORDQVIST, M.; ALSOS, G. A. The role of incubator support in new firms accumulation of resources and capabilities. **Innovation**, v. 22, n. 3, p. 228-249, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1080/14479338.2019.1684204>. Acesso em: 13 dez. 2022.

BRUNEEL, J.; RATINHO, T.; CLARYSSE, B.; GROEN, A. The evolution of business incubators: comparing demand and supply of business incubation services across different incubator generations. **Technovation**, v. 32, n. 2, p. 110-121, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2011.11.003>. Acesso em: 13 dez. 2022.

CHAKRABARTY, N.; KUNDU, T.; DANDAPAT, S.; SARKAR, A.; KOLE, D. K. Flight arrival delay prediction using gradient boosting classifier. In: Abraham, A.; Dutta, P.; Mandal, J. K.; Bhattacharya, A.; Dutta, S. (Eds.). **Emerging technologies in data mining and information security**. Berlim: Springer, 2019. pp. 651-659. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-13-1498-8_57. Acesso em: 13 dez. 2022.

CHAMBRÉ, S. M.; FATT, N. Beyond the liability of newness: nonprofit organizations in an emerging policy domain. **Nonprofit and Voluntary Sector Quarterly**, v. 31, n. 4, p. 502-524, 2002. DOI: <https://doi.org/10.1177/0899764002238098>. Acesso em: 2 maio 2023

CHAN, K.; LAU, T. Assessing technology incubator programs in the science park: the good, the bad and the ugly. **Technovation**, v. 25, n. 10, p. 1215-1228, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2004.03.010>. Acesso em: 13 dez. 2022.

DEUTSCHER, F.; ZAPKAU, F. B.; SCHWENS, C.; BAUM, M.; KABST, R. Strategic orientations and performance: a configurational perspective. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 2, p. 849-861, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.005>. Acesso em: 13 dez. 2022.

DEVAUGHN, M. L.; LEARY, M. M. Learn by doing or learn by failing? The paradoxical effect of public policy in averting the liability of newness. **Group & Organization Management**, v. 43, n. 6, p. 871-905, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1177/1059601116674826>. Acesso em: 13 dez. 2022.

FLYNN, D. M. Sponsorship and the survival of new organizations. **Journal of Small Business Management**, v. 31, n. 1, p. 51, 1993. Disponível em: <<https://www.semanticscholar.org/paper/Sponsorship-and-the-Survival-of-New-Organizations-Flynn/969cf88c3d566d7a7b3eb308058a95077fd64d76>>. Acesso em: 13 dez. 2022.

FREEMAN, J.; CARROLL, G. R.; HANNAN, M. T. The liability of newness: age dependence in organizational death rates. **American Sociological Review**, v. 48, n. 5, p. 692-710, 1983. DOI: <https://doi.org/10.2307/2094928>. Acesso em: 20 maio 2023.

GARRIDO, I. L.; KRETSCHMER, C.; VASCONCELLOS, S. L. D.; GONÇALO, C. R. Capacidades dinâmicas: uma proposta de medição e sua relação com o desempenho. **BBR. Brazilian Business Review**, v. 17, n. 1, p. 46-65, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.15728/bbr.2020.17.1.3>. Acesso em: 13 dez. 2022.

HAIR, J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HAUSBERG, J. P.; KORRECK, S. Business incubators and accelerators: a co-citation analysis-based, systematic literature review. **The Journal of Technology Transfer**, v. 45, n. 1, p. 151-176, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10961-018-9651-y>. Acesso em: 13 dez. 2022.

KHOUROH, U.; SUDIRO, A.; RAHAYU, M.; INDRAWATI, N. The mediating effect of entrepreneurial marketing in the relationship between environmental turbulence and dynamic capability with sustainable competitive advantage: an empirical study in Indonesian MSMEs. **Management Science Letters**, v. 10, n. 3, p. 709-720, 2020. DOI: <https://dx.doi.org/10.5267/j.msl.2019.9.007>. Acesso em: 13 dez. 2022.

KWON, S. J.; RYU, D.; PARK, E. The influence of entrepreneur's strategic agility and dynamic capability on the opportunity pursuit process of new ventures: evidence from South Korea. **Academy of Strategic Management Journal**, v. 17, n. 1, p. 1-17, 2018. DOI: <https://www.abacademies.org/articles/the-influence-of-entrepreneurs-strategic-agility-and-dynamic-capability-on-the-opportunity-pursuit-process-of-new-ventures-evidenc-7003.html>. Acesso em: 13 dez. 2022.

MA, Q.; LI, X.; CHAUDHRY, P. E.; CHAUDHRY, S. S. Public relations and legitimacy: a study of new ventures on the corporate life cycle. **Systems Research and Behavioral Science**, v. 37, n. 4, p. 699-710, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1002/sres.2711>. Acesso em: 13 dez. 2022.

MACHADO, E. C.; MOURA, G. L.; CAMPOS, S. A. P.; HÖRBE, T. A. Proposta de framework sobre as relações entre estrutura e estratégia de responsabilidade social corporativa com capacidades dinâmicas. **Revista Gestão e Desenvolvimento**, v. 19, n. 1, p. 105-129, 2022. DOI: <https://doi.org/10.25112/rgd.v19i1.2607>. Acesso em: 22 maio 2023.

MAS-VERDÚ, F.; RIBEIRO-SORIANO, D.; ROIG-TIerno, N. Firm survival: the role of incubators and business characteristics. **Journal of Business Research**, v. 68, n. 4, p. 793-796, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.11.030>. Acesso em: 13 dez. 2022.

McADAM, M.; McADAM, R. High tech start-ups in University Science Park incubators: the relationship between the start-up's lifecycle progression and use of the incubator's resources. **Technovation**, v. 28, n. 5, p. 277-290, 2008. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2007.07.012>. Acesso em: 13 dez. 2022.

NAGY, B. G.; RUTHERFORD, M. W.; TRUONG, Y.; POLLACK, J. M. Development of the legitimacy threshold scale. **Journal of Small Business Strategy**, v. 27, n. 3, p. 50-58, 2017. DOI: <https://libjournals.mtsu.edu/index.php/jsbs/article/view/763>. Acesso em: 13 dez. 2022.

OLIVEIRA, M. C. S. F.; SCHERER, F. L.; CARPES, A. M.; HAHN, I. S.; PIVETTA, N. P. A influência da capacidade de inovação sobre o desempenho internacional: um estudo com empresas de base tecnológica. **Economia & Gestão**, v. 16, n. 44, p. 192-212, 2016. DOI: <https://doi.org/10.5752/P.1984-6606.2016v16n44p192>. Acesso em: 13 dez. 2022.

PARADKAR, A.; KNIGHT, J.; HANSEN, P. Innovation in start-ups: Ideas filling the void or ideas devoid of resources and capabilities? **Technovation**, n. 41, p. 1-10, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2015.03.004>. Acesso em: 13 dez. 2022.

PEDREGOSA, F. Scikit-learn: machine learning in Python. **The Journal of Machine Learning Research**, v. 12, p. 2825-2830, 2011. DOI: <https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf>. Acesso em: 13 dez. 2022.

RICE, M. P. Co-production of business assistance in business incubators: an exploratory study. **Journal of Business Venturing**, v. 17, n. 2, p. 163-187, 2002. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0883-9026\(00\)00055-0](https://doi.org/10.1016/S0883-9026(00)00055-0). Acesso em: 13 dez. 2022.

ROTHAERMEL, F. T.; THURSBY, M. Incubator firm failure or graduation? The role of university linkages. **Research Policy**, v. 34, n. 7, p. 1076-1090, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2005.05.012>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SCHWARTZ, M. Beyond incubation: an analysis of firm survival and exit dynamics in the post-graduation period. **The Journal of Technology Transfer**, v. 34, n. 4, p. 403-421, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10961-008-9095-x>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SCHWARTZ, M. A control group study of incubators' impact to promote firm survival. **The Journal of Technology Transfer**, v. 38, n. 3, p. 302-331, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10961-012-9254-y>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SCHWARTZ, M. Incubating an Illusion? Long-term incubator firm performance after graduation. **Growth and Change**, v. 42, n. 4, p. 491-516, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1468-2257.2011.00565.x>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SCOTT, W. R. **Institutions and organizations**. Thousand Oaks: Sage Publishing, 1995.

STINCHCOMBE, A. L. Organizations and social structure. In: MARCH, P. P. (Ed.) **Handbook of organizations**. Chicago: Rand McNally, 1965. p. 142-193.

STARR, J. A.; MACMILLAN, I. C. Resource cooptation via social contracting: Resource acquisition strategies for new ventures. **Strategic Management Journal**, v. 11, p. 79-92, 1990. Disponível em: <https://jstor.org/stable/2486671>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SUCHMAN, M. C. Managing legitimacy: Strategic and institutional approaches. **Academy Of Management Review**, v. 20, n. 3, p. 571-610, 1995. DOI: <https://doi.org/10.2307/258788>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SUDDABY, R.; BITEKTINE, A.; HAACK, P. Legitimacy. **Academy of Management Annals**, 11, n. 1, p. 451-478, 2017. DOI: <https://doi.org/10.5465/annals.2015.0101>. Acesso em: 13 dez. 2022.

SUN, J.; SONG, S.; WIPAWAYANGKOOL, K.; OH, J. S. Roles of dynamic capabilities and knowledge management strategies on organizational performance. **Information Development**, v. 37, n. 1, p. 122-135, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1177/0266666919894377>. Acesso em: 13 dez. 2022.

TEECE, D. J. Dynamic capabilities and entrepreneurial management in large organizations: Toward a theory of the (entrepreneurial) firm. **European Economic Review**, v. 86, p. 202-216, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2015.11.006>. Acesso em: 13 dez. 2022.

TEECE, D. J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. **Strategic Management Journal**, v. 28, n. 13, p. 1319-1350, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1002/smj.640>. Acesso em: 13 dez. 2022.

TEECE, D. J.; PISANO, G.; SHUEN, A. Dynamic capabilities and strategic management. **Strategic Management Journal**, v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997. DOI: [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199708\)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z). Acesso em: 13 dez. 2022.

TOST, L. P. An integrative model of legitimacy judgments. **Academy of Management Review**, v. 36, n. 4, p. 686-710, 2011. DOI: <https://doi.org/10.5465/amr.2010.0227>. Acesso em: 13 dez. 2022.

WERNERFELT, B. A resource-based view of the firm. **Strategic Management Journal**, v. 5, n. 2, p. 171-180, 1984. DOI: <https://doi.org/10.1002/smj.4250050207>. Acesso em: 13 dez. 2022.

WIKLUND, J.; BAKER, T.; SHEPHERD, D. The age-effect of financial indicators as buffers against the liability of newness. **Journal of Business Venturing**, v. 25, n. 4, p. 423-437, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2008.10.011>. Acesso em: 13 dez. 2022.

ZHANG, W.; WHITE, S. Overcoming the liability of newness: Entrepreneurial action and the emergence of China's private solar photovoltaic firms. **Research Policy**, v. 45, n. 3, p. 604-617, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2015.11.005>. Acesso em: 13 dez. 2022.

ZIMMERMAN, M. A.; ZEITZ, G. J. Beyond survival: Achieving new venture growth by building legitimacy. **Academy of Management Review**, v. 27, n. 3, p. 414-431, 2002. DOI: <https://doi.org/10.2307/4134387>. Acesso em: 13 dez. 2022.