

Identificação de tecnologias emergentes de etanol a partir de dados de patentes brasileiras usando ML

Title: Identification of emerging ethanol technologies from Brazilian patent data using ML

Osvaldo Carvalho dos Santos Neto
Escola de Artes, Ciências e Humanidades - USP
ORCID: 0000-0000-0000-0000
osvaldocsantos@usp.br

Gabriel da Silva Simões
Escola de Artes, Ciências e Humanidades - USP
ORCID: 0000-0000-0000-0000
gabriel.s.simoeslp@usp.br

Luan Pereira Pinheiro
Escola de Artes, Ciências e Humanidades - USP
NUSP: 13672471
luanpinheiro@usp.br

Luis Felipe Pinheiro Felisberto
Escola de Artes, Ciências e Humanidades - USP
ORCID: 0000-0000-0000-0000
luis.felipe@usp.br

Resumo

Estudamos patentes brasileiras para identificar tecnologias emergentes de etanol usando Random Forest e SVM em fluxos semi-supervisionado e supervisionado. Comparamos duas definições operacionais de "promissora", por citações futuras e por evolução de códigos IPC, e avaliamos estratégias de agregação de IPC e ajuste de limiar. Em termos gerais, a definição por citações favoreceu melhores resultados para o Random Forest em relação ao SVM, enquanto a definição baseada em IPC elevou de modo consistente o desempenho, especialmente quando combinada com agregação de IPC e aprendizagem semi-supervisionada.

Palavras-chave: Etanol; Patente; Aprendizado de Máquina; Random Forest; Support Vector Machine; IPC.

Abstract

We study Brazilian patents to identify emerging ethanol technologies using Random Forest and SVM in semi-supervised and supervised pipelines. We compare two operational definitions of "promising", by future citations and by IPC code evolution, and evaluate IPC aggregation and threshold-tuning strategies. Overall, the citation-based definition tended to favor Random Forest relative to SVM, while the IPC-based definition consistently improved performance, particularly when combined with IPC aggregation and semi-supervised learning.

Keywords: Ethanol; Patent; Machine Learning; Random Forest; Support Vector Machine; IPC.

1 Introdução

O etanol, ou álcool etílico, é uma substância de grande importância na indústria em geral. No setor energético, ele se destaca como uma alternativa menos poluente e renovável comparada aos combustíveis fósseis, já que, dentre outras vantagens, emite 73% a menos de CO₂ que a gasolina (Ferreira, 2009). Segundo a Barros (2021), a indústria alcoolquímica que utiliza o etanol como matéria-prima para a fabricação de produtos poderá vir a substituir a petroquímica, colocando o álcool etílico como uma opção de matéria-prima acima do petróleo.

O Brasil é o maior produtor do mundo de cana-de-açúcar e, na safra 2020/2021, foi responsável pela produção de 654,5 milhões de toneladas, destinadas à produção de 41,2 milhões de toneladas de açúcar e 29,7 bilhões de litros de etanol (Companhia Nacional de Abastecimento, 2021). O estado de São Paulo foi o líder na produção do país, com 425,6 milhões de toneladas colhidas e 14,7 milhões m³ de etanol produzidos, segundo o Sistema Estadual de Análise de Dados (2021).

Esses dados colocam o etanol como um produto de extrema importância para o avanço em relação aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), em particular o ODS 7: energia limpa e sustentável (Organização das Nações Unidas, 2023). Sendo assim, o estudo de tecnologias de etanol emergentes desenvolvidas no Brasil se faz relevante no cenário brasileiro e global, além de servir de apoio para o avanço do ODS 9 (indústria, inovação e infraestrutura), especialmente nos tópicos 9.5 e 9.b, que são detalhados a seguir (Organização das Nações Unidas, 2023):

9.5 Fortalecer a pesquisa científica, melhorar as capacidades tecnológicas de setores industriais em todos os países, particularmente os países em desenvolvimento, inclusive, até 2030, incentivando a inovação e aumentando substancialmente o número de trabalhadores de pesquisa e desenvolvimento por milhão de pessoas e os gastos público e privado em pesquisa e desenvolvimento.

9.b Apoiar o desenvolvimento tecnológico, a pesquisa e a inovação nacionais nos países em desenvolvimento, inclusive garantindo um ambiente político propício para, entre outras coisas, diversificação industrial e agregação de valor às commodities.

2 Fundamentos Teóricos

Para o desenvolvimento do presente trabalho, alguns fundamentos teóricos são essenciais, tais como o conceito de patentes e conceitos relacionados aos algoritmos de aprendizado de máquina usados na identificação das tecnologias emergentes. Esses fundamentos serão apresentados nesta seção.

Patente é um título de propriedade temporária sobre uma invenção ou modelo de utilidade, outorgado pelo Estado aos inventores (Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas, 2017). Em 2023, o Instituto Nacional da Propriedade Industrial (2023) registrou o depósito de 27.918 patentes, um crescimento de 2,9% em relação ao período anterior.

Uma predição é o resultado de uma análise que permite inferir previamente conclusões sobre o futuro. Essas inferências são consideradas valiosas para a indústria na tomada de decisões, de

forma a minimizar riscos e custos e a atingir os objetivos com maior segurança (LIN, 2021, p. 74, citado em (Lee et al., 2022, p. 5)). Neste trabalho será comparado o desempenho de um algoritmo de Random Forest e de um Support Vector Machine na realização de predições assertivas.

Uma árvore de decisão é um tipo de diagrama hierárquico que ajuda a visualizar etapas, decisões e o possível resultado de cada decisão popular em machine learning para tarefas de classificação e regressão de modelos (International Business Machines, 2023b). Random forest é um algoritmo utilizado para tarefas de classificação e regressão que combina a saída de múltiplas árvores de decisão para alcançar um único resultado (International Business Machines, 2023a).

Uma máquina de vetores de suporte (SVM) é um algoritmo supervisionado de aprendizado de máquina que classifica dados encontrando uma linha ou hiperplano ótimo que maximiza a distância entre cada classe em um espaço N-dimensional (International Business Machines, 2023c).

A base da possibilidade de inferir quais são as tecnologias promissoras vem da implicação que a rede de patentes conectadas pelas citações se comporta de forma similar a um grafo direcionado evoluindo, cujas conexões representam referências a uma tecnologia anterior como base para criação de uma nova, logo os vértices de origem mais centrais podem ser destacados como fonte de inovação. Logo, algoritmos de aprendizado supervisionado como Random Forest e Support Vector Machine podem ser treinados a partir de dados anteriores para reconhecer e destacar as características desses vértices, de forma a obter as patentes, autores e tecnologias citadas.

Mais especificamente, neste trabalho faremos uso de algoritmos de aprendizado supervisionado e semissupervisionado. Estes últimos consistem em algoritmos que fazem uso das técnicas de aprendizado supervisionado em um pequeno conjunto de dados, como base para um aprendizado não supervisionado para um conjunto grande de dados (Zhu, 2005).

3 Trabalhos Relacionados

No estudo de Chung et al. (2020), “Early detection of valuable patents using a deep learning model: Case of semiconductor industry”, é proposto um modelo de aprendizado profundo combinando CNN e LSTM para extrair características semânticas de patentes, classificando-as em três níveis de valor com base em citações futuras anuais. O modelo apresentou mais de 75% de precisão na identificação de patentes promissoras no setor de semicondutores.

De forma complementar, Kwon e Geum (2020) utilizaram 17 indicadores de patentes e técnicas de machine learning para prever invenções promissoras, destacando que a qualidade da acumulação de conhecimento é o preditor mais relevante para o sucesso das invenções.

Além disso, o estudo de Hu et al. (2023) avaliou patentes de circuitos integrados por meio de uma estratégia multidimensional de indicadores e diferentes modelos de machine learning, verificando que o algoritmo Random Forest alcançou precisão e acurácia superiores a 95% na classificação de patentes de alto valor.

No domínio de veículos elétricos, Han et al. (2022) abordaram a previsão de citações futuras como um problema de classificação, utilizando SVM otimizado para identificar patentes altamente citadas e mapear frentes tecnológicas emergentes.

Em patentes de biomedicina têxtil, He et al. (2025) desenvolveram o modelo BioTexVal,

integrando BERT e múltiplos algoritmos de machine learning para prever o valor das patentes, alcançando aproximadamente 88% de acurácia ao treinar com 113.428 patentes.

No contexto brasileiro, Kazmi et al. (2025) investigaram o papel do país no desenvolvimento de tecnologias para produção de etanol de segunda geração por meio da análise de patentes publicadas entre 2006 e 2015.

No estudo “Forecasting emerging technologies: A supervised learning approach through patent analysis” de Kyebambe et al. (2017) desenvolveu um algoritmo para rotular automaticamente clusters de patentes como “emergentes” ou “não emergentes” e usar esses dados para treinar modelos de aprendizado de máquina supervisionado. Nos baseamos em algumas métricas e definições vindas desse trabalho na realização da nossa pesquisa. No entanto, diferente do nosso estudo, o artigo de Kyebambe busca identificar ondas tecnológicas emergentes enquanto nós buscamos identificar uma tecnologia emergente apenas, de forma que certas adaptações foram necessárias.

Por fim, o trabalho de Choi et al. (2021) apresentou uma abordagem semi-supervisionada para identificar tecnologias emergentes, combinando um pequeno conjunto de patentes rotuladas por especialistas com um grande conjunto não rotulado, permitindo rotular automaticamente muitas patentes e facilitar a descoberta de inovações promissoras. Nosso estudo se inspira principalmente nesta metodologia, buscando preencher a lacuna existente na análise de patentes recentes de tecnologias emergentes de etanol no Brasil. Entretanto, o estudo simula a rotulação dos especialistas pelas citações futuras, que é uma definição que pode ser enviesada; por isso, preferimos não utilizá-la.

4 Metodologia

O desenvolvimento deste estudo demandou, inicialmente, uma etapa de coleta e organização de dados. Para isso, utilizamos a base de dados da Organização Mundial da Propriedade Intelectual (WIPO).

Para assegurar comparabilidade metodológica, selecionamos os mesmos códigos IPC utilizados por Perrone et al. (2011), cujo foco também recai sobre tecnologias associadas à produção de etanol. Dessa forma, incorporamos uma estratégia validada previamente na literatura. Adicionalmente, diversas consultas foram testadas na WIPO até se chegar à expressão de busca final, reproduzida abaixo:

```
IC: (C12P OR C12N OR C10L OR C07C OR A23B) AND
FP: (metanol OR methanol OR sugar OR etanol OR ethanol OR cana OR stover
    OR cellulose OR bagasse OR madeira OR wood OR wooden OR cellulose
    OR bagaco OR beterraba OR beet OR sugarcane OR sucrose OR acucar*
    OR melaco OR melaco OR alcool* OR bioetanol OR bioethanol OR etil*
    OR milho OR corn OR soy OR soybean OR soja OR cereal OR trigo OR
    starch OR lignocellulose OR lignocelulose OR palha OR res?duo* OR
    biomass OR biomassa)
```

A busca retornou informações como título da patente, inventores, data e número de publicação (identificador). Realizou-se, então, um tratamento desses identificadores, visto que o

identificador é específico para a base de dados, não correspondendo ao identificador global da patente.

Com os identificadores tratados (i.e. trocados pelo identificador global), desenvolveu-se um *web scraper* em Python para extrair das páginas do Google Patents e da Organização de Patentes Europeias as variáveis necessárias ao treinamento dos modelos de aprendizado de máquina. Uma As variáveis coletadas e calculadas foram:

1. Número de reivindicações independentes;
2. Número de inventores;
3. Número de imagens da patente;
4. Número de membros da família de patentes;
5. Número de citações anteriores;
6. Número de referências a não-patentes;
7. Número de citações de não-patentes;
8. Número de classificações IPC e CPC;
9. Classificadores IPC e CPC da patente;
10. Diversidade dos IPCs e CPCs.
11. Diversidade tecnológica;
12. Número de substantivos no título;
13. Número de aplicações;
14. Soma da quantidade das 10 palavras mais frequentes no título na descrição da patente;

Usamos uma definição de patente promissora baseada na usada por Kyebambe et al. (2017): são consideradas promissoras as patentes que possuem pelo menos um código IPC mais recente do que a própria data de publicação da patente. A premissa é que essas patentes têm maior potencial de avanço tecnológico, pois introduzem conceitos ou tecnologias que foram formalmente reconhecidos em classificações posteriores.

Para o treinamento dos modelos, utilizou-se um conjunto de patentes publicadas entre 1974 e 2015. Em cada ano, as 10% de patentes com maior número de citações a termo foram rotuladas como “promissoras” (variável-alvo), enquanto as demais foram rotuladas como “não promissoras”. Após essa rotulação, a variável de citações a termo foi removida do conjunto de treinamento para evitar vazamento de informação.

A partir do conjunto rotulado, reservou-se 10% para compor o conjunto de teste. Os 90% restantes foram utilizados para o treinamento.

No caso do treinamento semissupervisionado, 30% permaneceram como dados rotulados e 70% foram tratados como não rotulados. Todo esse processamento foi realizado em Python utilizando a biblioteca Pandas.

Os dados rotulados e não rotulados foram usados para treinar os algoritmos Random Forest e Support Vector Machine (SVM). O Random Forest contribui para mitigar vieses decorrentes do comportamento de uma única árvore, enquanto o SVM fornece uma fronteira de decisão robusta para classificação binária. O desempenho dos modelos foi avaliado no conjunto de teste mediante as métricas AUROC, AUC e F1-Score. O F1-Score permite reduzir falsos positivos e falsos negativos, enquanto a AUROC avalia a capacidade discriminante dos modelos.

Além disso, para ambos os modelos, realizamos uma otimização do limiar de decisão (threshold) para melhorar o F1-Score. O limiar padrão de 0,5 pode não ser ideal, especialmente em conjuntos de dados desbalanceados. Desenvolvemos uma função para testar diferentes limiares e selecionar aquele que maximiza o F1-Score no conjunto de teste.

O processo semi-supervisionado foi dividido em duas etapas. Na primeira, ambos os modelos foram treinados exclusivamente com o conjunto rotulado, aplicando-se validação cruzada via GridSearchCV da biblioteca `scikit-learn`. Para o SVM, testaram-se combinações dos parâmetros `C`, `gamma`, `kernel` (mantido como `rbf`) e `class_weight`. Os valores testados foram:

- `C`: 0.1, 1, 10, 100, 1000;
- `gamma`: 1, 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001.

Para o Random Forest, os parâmetros avaliados foram:

- `n_estimators`: 100, 200, 300;
- `max_depth`: 10, 20, None;
- `min_samples_leaf`: 1, 2, 4;
- `bootstrap`: True;
- `class_weight`: balanced.

Em ambos os casos, utilizou-se `refit=True` para readequar o melhor modelo ao conjunto completo, `scoring='f1'` para otimizar o F1-Score e `cv=5` para empregar cinco *k-folds*. O GridSearchCV retornou automaticamente os modelos com os melhores hiperparâmetros.

Na segunda etapa, os modelos treinados foram utilizados para classificar o conjunto não rotulado, e em seguida foram retreinados incorporando essas novas classificações.

Por fim, testamos uma estratégia de agregação de códigos IPC. A ideia é agrupar códigos IPC semelhantes em categorias mais amplas, reduzindo a granularidade dos dados e potencialmente melhorando a capacidade dos modelos de identificar padrões relevantes. Essa agregação também foi baseada em uma das métricas do (Kyebambe et al., 2017), e foi realizada com base na hierarquia dos códigos IPC, agrupando-os em níveis mais altos (seções ou classes) antes do treinamento dos modelos.

5 Resultados e Discussão

Ao acessar a plataforma da WIPO obtivemos um conjunto de 6242 patentes em 10 de outubro de 2025. O conjunto de patentes obtido do WIPO possui informações como número de pedido, número da submissão, data da submissão, país, título e IPC. No entanto, devido à idade de algumas patentes e à sua disponibilidade na internet, o conjunto final de patentes foi reduzido a 4973 patentes.

Realizando a separação do conjunto de dados total pelas patentes de 1974 a 2015 obtivemos o conjunto de treinamento com 4115 patentes. Deste conjunto obtivemos os valores presentes na tabela 1.

Ano	Promissoras	Não promissoras	Proporção
1974	3	1	75.00%
1975	7	4	63.64%
1976	13	4	76.47%
1977	14	9	60.87%
1978	8	8	50.00%
1979	27	13	67.50%
1980	19	41	31.67%
1981	28	44	38.89%
1982	10	34	22.73%
1983	12	29	29.27%
1984	12	25	32.43%
1985	10	32	23.81%
1986	9	27	25.00%
1987	15	14	51.72%
1988	15	20	42.86%
1989	11	18	37.93%
1990	5	20	20.00%
1991	5	28	15.15%
1992	3	19	13.64%
1993	7	17	29.17%
1994	8	16	33.33%
1995	2	23	8.00%
1996	10	46	17.86%
1997	15	82	15.46%
1998	35	126	21.74%
1999	29	145	16.67%
2000	16	154	9.41%
2001	11	145	7.05%
2002	10	113	8.13%
2003	11	125	8.09%
2004	2	26	7.14%
2005	0	47	0.00%
2006	0	68	0.00%
2007	0	114	0.00%
2008	4	140	2.78%
2009	4	212	1.85%
2010	2	228	0.87%
2011	0	277	0.00%
2012	0	356	0.00%
2013	0	367	0.00%
2014	1	291	0.34%
2015	4	210	1.87%
2016	0	161	0.00%
2017	1	196	0.51%
2018	0	172	0.00%
2019	3	151	1.95%
2020	0	268	0.00%
2021	2	295	0.67%
2022	0	12	0.00%
Total	403	4973	7.50%

Com isso, nós partimos para o treino supervisionado com validação cruzada com o conjunto de 931 patentes e após o fim do treinamento obtivemos os modelos com as seguintes métricas na tabela 2.

aaa	F1-Score	AUROC
SVM	0.4483	0.8643
Random Forest	0.4407	0.8705

Tabela 2: Valores de F1-Score e AUROC dos modelos treinados supervisionadamente.

Usamos cada um dos modelo para classificar o conjunto de 2174 patentes não rotuladas e após a classificação retreinamos o SVM e o Random Forest com o conjunto total rotulado obtendo os modelos finais. Desses modelos obtivemos as seguintes métricas na tabela 3.

aaa	F1-Score	AUROC
SVM	0.3529	0.8538
Random Forest	0.4923	0.8561

Tabela 3: Valores de F1-Score e AUROC dos modelos finais.

A partir dos dados, podemos perceber que as métricas caíram em relação aos modelos anteriores. Isso possivelmente decorre do conjunto de dados rotulado ser pequeno, o que dificulta o aprendizado do modelo. Entretanto, a métrica AUROC continua acima de 50%, demonstrando que o modelo aprendeu a diferenciar, em alguma medida, as patentes promissoras das não promissoras. O F1-Score decaiu no modelo SVM e continua abaixo dos 50%, o que indica que o modelo classifica patentes promissoras como não promissoras (falsos negativos) e patentes não promissoras como promissoras (falsos positivos). As matrizes de confusão nas tabelas 4 e 5 ilustram esse comportamento.

	Não promissora	Promissora
Não promissora	206	104%
Promissora	5	31%

Tabela 4: Matriz de confusão do modelo SVM.

	Não promissora	Promissora
Não promissora	297	13%
Promissora	20	16%

Tabela 5: Matriz de confusão do modelo Random Forest.

Identificamos que o problema do F1-Score pode estar no limiar de decisão (threshold). Por padrão, esse limiar é 0,5 nos modelos. Assim, como a probabilidade de uma patente ser promissora

é, dadas as proporções dos conjuntos, geralmente inferior a 0,5, o modelo tende a classificar muitas observações como não promissoras, gerando muitos falsos negativos.

Para resolver esse problema, buscamos encontrar um limiar de decisão mais adequado, criando uma função dedicada para otimizá-lo. Um limiar menor que 0,5 aumentou (0.3529 para 0.4528) o F1-Score do SVM, enquanto o limiar do Random Forest se manteve o mesmo, sem alterar o F1-Score. Nas tabelas abaixo podemos visualizar o desempenho dos dois modelos.

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Não promissora	0.96	0.85	0.90	310
Promissora	0.34	0.67	0.45	36
accuracy		0.83		346
macro avg	0.65	0.76	0.68	346
weighted avg	0.89	0.83	0.85	346

Tabela 6: Relatório de classificação do SVM.

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Não promissora	0.94	0.96	0.95	310
Promissora	0.55	0.44	0.49	36
accuracy		0.90		346
macro avg	0.74	0.70	0.72	346
weighted avg	0.90	0.90	0.90	346

Tabela 7: Relatório de classificação do Random Forest.

5.1 Experimentos com Nova Hipótese de Definição de Patente Promissora

Nesta fase, trocamos a definição de patente promissora.

A nova rotulagem teve **397 patentes** da base de dados consideradas como promissoras. Devido a grande quantidade de patentes antigas promissoras na base, incluímos dados mais antigos no treinamento, o que resultou em um conjunto total de treinamento de **4115 patentes**, com uma proporção de $\sim 9,6\%$ de patentes promissoras. A Tabela 8 resume o desempenho obtido no conjunto de teste com esta nova rotulagem.

Modelo	Melhor Limiar	F1-Score	AUROC
SVM	0.1745	0.4384	0.8004
Random Forest	0.2791	0.5814	0.9117

Tabela 8: Desempenho dos modelos SVM e Random Forest com a nova definição de patente promissora (Conjunto 4115 patentes).

A comparação direta com os resultados iniciais do modelo final (Tabela 3) mostra uma melhora significativa nas métricas. O modelo **Random Forest** alcançou o melhor desempenho global neste cenário.

5.1.1 Experimento de Agregação da Classificação IPC

Foi conduzido um experimento avaliando o impacto de diferentes níveis de agregação do código IPC. Foram criadas novas variáveis que representam a quais classes, subclasses, grupos ou subgrupos as patentes estão associadas, testando a representação com **1, 2, 3 e 4 caracteres** do código IPC. A Tabela 9 resume os resultados obtidos com o **Aprendizado Semissupervisionado**.

Nível IPC	F1-Score SVM	F1-Score RF	AUROC SVM	AUROC RF
1	0.4058	0.6118	0.8581	0.8947
2	0.4865	0.6087	0.8317	0.9177
3	0.5278	0.6667	0.8331	0.9176
4	0.4590	0.6154	0.8140	0.9153

Tabela 9: Resultados do F1-Score e AUROC para diferentes níveis de agregação de IPC (Aprendizado Semissupervisionado).

O modelo **Random Forest** com agregação de **3 caracteres** do IPC alcançou o maior **F1-Score de 0.6667**, o que representa a melhor configuração para o problema em um cenário semissupervisionado.

5.1.2 Experimento com Aprendizado Supervisionado Puro e Comparação

Para estabelecer uma base de comparação e avaliar o desempenho em um cenário onde apenas os dados rotulados revisados são utilizados, foi executado um experimento de **Aprendizado Supervisionado Puro**. A Tabela 10 resume o desempenho desta abordagem.

Nível IPC	F1-Score SVM	F1-Score RF	AUROC SVM	AUROC RF
1	0.4124	0.6400	0.8558	0.9118
2	0.4400	0.6567	0.8103	0.9312
3	0.5000	0.3333	0.8384	0.9310
4	0.5610	0.3673	0.8940	0.9317

Tabela 10: Resultados do F1-Score e AUROC para diferentes níveis de agregação de IPC (Aprendizado Supervisionado Puro).

Os principais insights extraídos deste experimento são:

- O **Random Forest Semissupervisionado** (Nível IPC 3) obteve o pico de **F1-Score (0.6667)**. O ganho marginal nos valores calculados para o F1-Score sugere que o uso de dados não rotulados foi benéfico para essa variável.
- A abordagem **Supervisionada Pura** se destacou nos resultados de **AUROC**, alcançando o melhor desempenho de discriminação geral para ambos os modelos (AUROC RF de 0.9317).

com Nível IPC 4), indicando uma fronteira de decisão mais estável quando treinada exclusivamente com os rótulos de alta qualidade.

Os resultados finais confirmam que a **redefinição da patente promissora**, a **agregação do IPC** e a **otimização do limiar** foram os fatores de maior impacto para o desempenho, independentemente da escolha do método de treinamento.

6 Conclusão

Nesta pesquisa comparamos como diferentes definições de “patente promissora” afetam os resultados e a interpretação dos modelos. Duas famílias de critérios foram testadas: (A) a definição baseada em citações futuras (rotulagem por percentil de citações — p.ex. top 10% por ano), que busca capturar impacto futuro; e (B) a definição baseada em evolução de classificação IPC (hipótese inspirada em Kyebambe et al. (2017)), que sinaliza patentes que introduzem códigos IPC reconhecidos posteriormente (potencial de novidade tecnológica). Também testamos uma variante prática desta última que produziu 397 patentes rotuladas como promissoras e levou a ajustes no conjunto de treinamento.

Com a definição baseada em citações (top 10%), os modelos apresentaram AUROC consistentes (~ 0.85) mas F1 moderado (SVM ~ 0.3529 , RF ~ 0.4923). Nessa configuração, o desbalanceamento e a natureza do alvo (impacto futuro) favoreceram abordagens que priorizam calibração e ordenação por pontuação (ranking), e tornaram sensível a escolha do limiar de decisão (threshold tuning melhorou o F1 do SVM).

Com a definição baseada em evolução de IPC (experimento alternativo), observou-se melhora substancial em ambos os modelos: o Random Forest alcançou F1 ~ 0.5814 e AUROC ~ 0.9117 na tabela correspondente, e, combinando agregação de IPC e semissupervisionamento, o F1 do RF chegou a ~ 0.6667 em uma configuração ótima. Essas diferenças decorrem de mudanças na composição e no balanceamento do conjunto rotulado (nova definição rotulou 397 patentes e alterou a janela temporal dos exemplos usados no treino).

Foram limitações do nosso trabalho: (a) a limitação do conjunto de dados de patentes, que só incluiu patentes aplicadas até 2022, o que impede a identificação de patentes atualmente emergentes; (b) a ausência de validação da rotulagem por especialistas humanos; e (c) a falta de análise detalhada das características das patentes classificadas como promissoras. Trabalhos futuros podem explorar essas questões, além de investigar outras técnicas de aprendizado. Além disso, a inconclusividade da comparação entre aprendizado supervisionado puro e semissupervisionado sugere que mais experimentos são necessários para entender melhor o impacto do uso de dados não rotulados.

Referências

Barros, T. D. (2021). *Etanol* [Acesso em: 20 ago. 2025.]. <https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/tematicas/agroenergia/p-d-e-i/etanol>

- Choi, Y., Park, S., & Lee, S. (2021). Identifying emerging technologies to envision a future innovation ecosystem: A machine learning approach to patent data. *Scientometrics*, 126(7), 5431–5476.
- Chung, J., Kim, H., & Lee, S. (2020). Early detection of valuable patents using a deep learning model: Case of semiconductor industry. *Technological Forecasting and Social Change*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162520309720>
- Companhia Nacional de Abastecimento. (2021). *Série Histórica das Safras* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/serie-historica-das-safras>
- Ferreira, A. L. (2009). *Estudo mostra que etanol de cana emite menos gás carbônico para a atmosfera do que a gasolina* [Acesso em: 20 ago. 2025.]. <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/18044516/estudo-mostra-que-etanol-de-cana-emite-menos-gas-carbonico-para-a-atmosfera-do-que-a-gasolina>
- Han, F., Zhang, S., Yuan, J., & Wang, L. (2022). Assessing future technological impacts of patents based on the classification algorithms in machine learning: The case of electric vehicle domain. *PloS one*, 17(12), e0278523.
- He, Y., Deng, K., & Han, J. (2025). Patent value prediction in biomedical textiles: A method based on a fusion of machine learning models. *PloS one*, 20(4), e0322182.
- Hu, Z., Zhou, X., & Lin, A. (2023). Evaluation and identification of potential high-value patents in the field of integrated circuits using a multidimensional patent indicators pre-screening strategy and machine learning approaches. *Journal of Informetrics*, 17(2), 101406.
- Instituto Nacional da Propriedade Industrial. (2023, dezembro). Boletim mensal de propriedade industrial: estatísticas preliminares [Boletim publicado pela Presidência, Diretoria Executiva, Assessoria de Assuntos Econômicos (AECON).].
- International Business Machines. (2023a). *O que é random forest?* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://www.ibm.com/br-pt/think/topics/random-forest>
- International Business Machines. (2023b). *O que é uma árvore de decisão?* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://www.ibm.com/br-pt/think/topics/decision-trees>
- International Business Machines. (2023c). *O que são SVMs?* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://www.ibm.com/br-pt/think/topics/support-vector-machine>
- Kazmi, A., Sultana, T., Ali, A., Nijabat, A., Li, G., & Hou, H. (2025). Innovations in bioethanol production: A comprehensive review of feedstock generations and technology advances. *Energy Strategy Reviews*, 57, 101634.
- Kwon, U., & Geum, Y. (2020). Identification of promising inventions considering the quality of knowledge accumulation: A machine learning approach. *Scientometrics*, 125(3), 1877–1897.
- Kyebambe, M. N., Cheng, G., Huang, Y., He, C., & Zhang, Z. (2017). Forecasting emerging technologies: A supervised learning approach through patent analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 236–244.
- Lee, C.-W., Tao, F., Ma, Y.-Y., & Lin, H.-L. (2022). Development of Patent Technology Prediction Model Based on Machine Learning. *Axioms*, 11(6), 253. <https://doi.org/10.3390/axioms11060253>

- Organização das Nações Unidas. (2023). 7 - *Energia limpa e acessível* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://brasil.un.org/pt-br/sdgs/7>
- Perrone, C. C., Appel, L. G., Lellis, V. L. M., et al. (2011). Ethanol: An Evaluation of its Scientific and Technological Development and Network of Players During the Period of 1995 to 2009. *Waste Biomass Valor*, 2, 17–32. <https://doi.org/10.1007/s12649-010-9049-z>
- Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas. (2017). *O que é patente?* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/ufs/mt/artigos/o-que-e-patente,af88f8ba5a17a510VgnVCM1000004c00210aRCRD>
- Sistema Estadual de Análise de Dados. (2021). *São Paulo lidera produção de etanol no país* (Acesso em: 20 ago. 2025.). <https://informa.seade.gov.br/sao-paulo-lidera-producao-de-etanol-no-pais/>
- Zhu, X. (2005). *Semi-Supervised Learning Literature Survey* (rel. técn.). University of Wisconsin-Madison Department of Computer Sciences. <http://digital.library.wisc.edu/1793/60444>