

Análise gráfica de correlações entre níveis de aceitação dos consumidores, longevidade e silagem de fragrâncias, através de redes neurais artificiais e análise de componentes principais

Graphical analysis of correlations between levels of consumer acceptance, longevity and fragrance silage, through artificial neural networks and analysis of main components

Análisis gráfico de correlaciones entre niveles de aceptación del consumidor, longevidad y ensilaje de fragancias, a través de redes neuronales artificiales y análisis de componentes principale

Recebido: 24/03/2020 | Revisado: 25/03/2020 | Aceito: 22/04/2020 | Publicado: 24/04/2020

Vanessa Gomes Matos

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6505-278X>

Universidade Federal da Bahia, Brasil

E-mail: vvanessagomesmatos@gmail.com

Regina Ferreira Vianna

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5835-4827>

Universidade Federal da Bahia, Brasil

E-mail: rf.viannag@gmail.com

Diego de Jesus Leite

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7591-2694>

Universidade Estadual de Feira de Santana, Brasil

E-mail: diegojleite@gmail.com

Resumo

A indústria de fragrâncias e flavorizantes (F&F) movimenta milhões de dólares em todo o mundo e é responsável pelas características olfativas de produtos de higiene pessoal, perfumaria, cosméticos, house holding e todo e qualquer produto que contenha um aroma produzido artificialmente. A pesquisa e o desenvolvimento de novas fragrâncias estão concentrados entre as 5 maiores casas de fragrâncias do mundo e por essa razão há uma grande preocupação em manter o sigilo entre os processos criativos dessas empresas. Esse mercado de competição acirrada limita a capacidade de inovação na criação de novos produtos ao que costuma fazer sucesso no mercado e as estatísticas de aceitação do quem vem sendo proposto entre as concorrentes. Essas empresas se restringem cada vez mais a inovar dentro de um universo lançado anteriormente, produzindo flankers- versões de produtos

já consagrados no mercado. Dessa forma, esse artigo possui como objetivo analisar graficamente dados de uma biblioteca virtual de perfumaria, modelados através de rede neural múltipla camada retroalimentada e rede neural de retropropagação resiliente, validadas através de análise de componentes principais. A análise gráfica fornece a interpretação das correlações existentes entre níveis de aceitação do consumidor para um perfume e os indicadores de desempenho dessa fragrância. Esse estudo reitera a existência de correlações entre o perfil de consumo do usuário e as propriedades das fragrâncias, embasando futuros estudos de formulação exclusiva de composições personalizadas individualmente para grupos ou indivíduos, demonstrando potencial uso na engenharia de perfumes.

Palavras-chave: Perfumes; Fragrâncias; Redes neurais artificiais; Indicadores de desempenho; PCA.

Abstract

The fragrance and flavoring industry (F&F) generates millions of dollars worldwide and is responsible for the olfactory characteristics of personal hygiene products, perfumes, cosmetics, house holding and any and all products that contain an artificially produced aroma. The research and development of new fragrances are concentrated among the 5 largest fragrance houses in the world and for that reason there is a great concern to maintain the secrecy between the creative processes of these companies. This fierce competition market limits the capacity for innovation in the creation of new products to what is usually successful in the market and the acceptance statistics of those who have been proposed among competitors. These companies are increasingly restricted to innovating within a previously launched universe, producing flankers - versions of products already established in the market. Thus, this article aims to graphically analyze data from a virtual perfumery library, modeled using a multi-layered neural network and resilient backpropagation neural network, validated through principal component analysis. Graphical analysis provides an interpretation of the correlations between levels of consumer acceptance for a perfume and the performance indicators for that fragrance. This study reiterates the existence of correlations between the user's consumption profile and the properties of the fragrances, supporting future studies of exclusive formulation of individually customized compositions for groups or individuals, demonstrating potential use in perfume engineering.

Keywords: Perfumes; Fragrances; Artificial neural networks; Performance indicators; PCA.

Resumen

La industria de fragancias y saborizantes (F&F) genera millones de dólares en todo el mundo y es responsable de las características olfativas de los productos de higiene personal, perfumes, cosméticos, productos para el hogar y todos los productos que contienen un aroma producido artificialmente. La investigación y el desarrollo de nuevas fragancias se concentran entre las 5 casas de fragancias más grandes del mundo y, por esa razón, existe una gran preocupación por mantener el secreto entre los procesos creativos de estas empresas. Este mercado de competencia feroz limita la capacidad de

innovación en la creación de nuevos productos a lo que generalmente tiene éxito en el mercado y las estadísticas de aceptación de los que se han propuesto entre los competidores. Estas compañías están cada vez más restringidas a innovar dentro de un universo previamente lanzado, produciendo flankers, versiones de productos ya establecidos en el mercado. Por lo tanto, este artículo tiene como objetivo analizar gráficamente los datos de una biblioteca virtual de perfumería, modelada utilizando una red neuronal de varias capas y una red neuronal de retropropagación resistente, validada a través del análisis de componentes principales. El análisis gráfico proporciona una interpretación de las correlaciones entre los niveles de aceptación del consumidor para un perfume y los indicadores de rendimiento para esa fragancia. Este estudio reitera la existencia de correlaciones entre el perfil de consumo del usuario y las propiedades de las fragancias, apoyando futuros estudios de formulación exclusiva de composiciones personalizadas individualmente para grupos o individuos, demostrando un uso potencial en la ingeniería de perfumes.

Palabras clave: Perfumes; Fragancias; Redes neuronales artificiales; Indicadores de rendimiento; PCA.

1. Introdução

Os primeiros perfumes da história surgiram há aproximadamente 800 mil anos, onde os deuses eram homenageados com a queima de madeiras e folhas aromáticas. Com o passar do tempo, vários povos refinaram o processo de perfumaria, aprimorando-o por meio de métodos de extração de propriedades aromáticas através de gorduras, maceração de flores, destilação, extrações até o processo industrial atual, responsável pela produção de fragrâncias em todo o mundo (Dias & da Silva, 1996; Matos, 2020; Moeran, 2008; Teixeira, 2013).

A relevância do mercado de Fragrâncias e Flavorizantes (F&F) alcança patamares multimilionários na economia mundial e movimenta inúmeros outros setores da economia, das indústrias de insumos básicos até o consumidor final. O consumo global de F&F no ano de 2013 foi equivalente a 21360,37 milhões de dólares, com projeção de US\$M 24997,96, totalizando um crescimento de aproximadamente 3,2% (Leffingwell & Associates, 2018).

No mercado brasileiro, em 2016, foram movimentados 5,7 milhões de dólares através de produtos de perfumaria, sendo 90% provenientes da produção nacional com duas líderes de mercado representando 60% do volume comercializado. A Associação Brasileira da Indústria de Higiene Pessoal, Perfumaria e Cosméticos (ABIHPEC), afirma que há 10 anos o Brasil se mantém como quarto maior consumidor de produtos de higiene, cosméticos e beleza. A movimentação brasileira representa 7,1% do consumo mundial, atrás apenas dos Estados

Unidos, China e Japão (Leffingwell & Associates, 2018; Mata, Gomes, & Rodrigues, 2005a; Matos, 2020).

A indústria de F&F realiza pesquisa, desenvolvimento e produção de fragrâncias para diversos segmentos da indústria: perfumes, cosméticos, produtos de higiene pessoal, limpeza doméstica, aromatizantes, identidade olfativa de marcas e todos os aditivos odorantes de uso industrial. As fragrâncias presentes nesses produtos cumprem um importante papel no marketing sensorial, sendo responsáveis por compor o conceito que o produto precisa expor ao consumidor para influenciá-lo à compra, construir a imagem de uma marca, ou melhorar a repercussão de um produto no mercado. (Matos, 2020; Teixeira, Rodríguez, Gomes, Mata, & Rodrigues, 2013).

A representação da indústria de fragrâncias e flavorizantes é realizada no mercado mundial por um número restrito de empresas de grande porte. As cinco empresas mais relevantes do setor se mantiveram em posições fixas no ranking de participação do mercado do ano de 2013 até meados de 2018 e em anos anteriores com poucas variações na lista de empresas mais relevantes do segmento. Para este setor da economia a capacidade de inovação é fator determinante para manter a competitividade e manter-se na liderança do mercado (Mata et al., 2005a; Matos, 2020).

As fragrâncias da maioria dos perfumes mundialmente conhecidos são desenvolvidas pelas gigantes casas de fragrâncias que dominam o mercado e prestam o serviço de pesquisa e desenvolvimento de novos aromas, ficando a cargo das indústrias de cosméticos e perfumaria o desenvolvimento conceitual, a produção industrial, marketing, distribuição e vendas desses produtos. Dessa forma, as diversas marcas, grifes e maisons que entregam seu nome a diversos itens de perfumaria na maioria das vezes não são responsáveis por sua criação, terceirizando seu desenvolvimento e produção. Essas marcas apenas licenciam produtos desenvolvidos pelas casas de fragrâncias para atender ao conceito solicitado com o objetivo de atingir um público específico (Leffingwell & Associates, 2018; Matos, 2020).

Esse ambiente de criação, restrito e dominado por poucos, ressalva o setor contra tráfico de informações, falsificações e ao mesmo tempo limita as possibilidades de novas criações e novas visões de mercado. Porém, ainda que inúmeras pesquisas sejam realizadas para tentar entender o perfil do consumidor, grandes mercados como o Brasil com vasta quantidade de dados sobre seus consumidores possuem pouca liberdade de criação, seguem dependentes dos líderes do mercado mundial para crescer (Leffingwell & Associates, 2018;

Mata et al., 2005a; Vilella, 2010).

As dificuldades em mapear o perfil consumidor, que inviabilizam o processo de inovação, provém também da escassez de modelos robustos capazes de delinear a relação entre a aceitação do consumidor em função dos indicadores de desempenho. Esses indicadores se referem a qualidade da experiência sensorial do consumidor, e dependem da percepção de cada pessoa determinando, por exemplo, a que distância e qual intensidade uma fragrância pode ser percebida pelo consumidor (Mata et al., 2005a; Teixeira, Barrault, Rodr, Carvalho, & Rodrigues, 2014; Teixeira, Rodríguez, & Rodrigues, 2010; Teixeira, Rodríguez, Gomes, Mata, Rodrigues, et al., 2013).

Os métodos quantitativos são utilizados para avaliar propriedades físico-químicas dos componentes dos perfumes e seus efeitos, como pressão de vapor, coeficientes de atividade e partição, solubilidade, dentre outros. Porém, não somente os dados do comportamento físico-químico, nem os dados quantitativos sobre a percepção do odor, isoladamente, são capazes de descrever adequadamente o fenômeno envolvido (Dias & da Silva, 1996; Mata, Gomes, & Rodrigues, 2005b; Matos, 2020; Teixeira, Rodríguez, Gomes, Mata, Rodrigues, et al., 2013).

Nesse sentido, diversas estratégias de predição do comportamento de novas moléculas têm sido desenvolvidas, relacionando os aspectos quantitativos e qualitativos desse fenômeno. Técnicas como redes neurais artificiais, reconhecimento de padrões, relações estrutura-atividade quantitativas (QSAR), análise de Hach, vêm sendo utilizadas para preencher a lacuna entre estímulo e percepção com suas predições. Porém não existem estudos anteriores na área que modelem o perfil de consumo dos usuários de fragrâncias utilizando dados de aceitação e indicadores de desempenho (Hanafizadeh, Zare Ravasan, & Khaki, 2010; Mata et al., 2005b; Matos, 2020).

Dessa maneira, esse estudo tem como objetivo analisar graficamente a relação entre a aceitação do consumidor de fragrâncias e os indicadores de desempenho: silagem e longevidade, delineando as preferências do consumidor. Os dados utilizados para tal são provenientes de um modelo desenvolvido através de rede neural múltipla camada retroalimentada e validado através análise de componentes principais.

Esse trabalho traz um viés, ainda não explorado na literatura, a ser considerado para a criação de novas fragrâncias e demonstra que há correlação entre os indicadores de desempenho e a aceitação de uma fragrância pelo usuário. Mediante a análise do desempenho

que uma fragrância pode ter sob a ótica da percepção do consumidor, esse estudo pode ser utilizado como base de dados para trabalhos futuros de predição de composições personalizadas para indústria de perfumes.

2. Revisão Bibliográfica

2.1 Engenharia de Perfumes e Fragrâncias

As necessidades do mercado de perfumaria por inovação e criações competitivas fomentam o desenvolvimento de inúmeras pesquisas para descoberta de novos componentes, com novas características e fragrâncias que seguem as tendências do mercado consumidor. A obtenção de matérias primas inovadoras pode se dar tanto pela síntese de novas moléculas tanto pela busca na natureza por novos componentes (Devecchi, 2015; Vera G. Mata, Paula B. Gomes, & Rodrigues, 2005).

A primeira forma trabalha com a síntese de novos compostos baseados em compostos já conhecidos e seus novos produtos são denominados materiais artificiais ou sintéticos. A segunda forma busca encontrar novas moléculas ou combinações de origem natural. Quando um componente é sintetizado e reproduz uma estrutura idêntica a um composto natural conhecido, ele é denominado como material idêntico natural. Essa característica traz a oportunidade de produzir compostos com odor e propriedades semelhantes com um custo mais baixo (Mata, Gomes, & Rodrigues, 2005a; Teixeira, Rodríguez, Gomes, Mata, & Rodrigues, 2013).

O perfume é definido quimicamente como uma porção de matéria com diversos compostos orgânicos. Sua composição é dada a partir de uma combinação de notas olfativas ou também denominadas notas de fragrância, classificadas como notas de topo, meio ou fundo. Essas notas se baseiam em uma divisão da projeção do perfume em horas (Carles, 1968; Dias & da Silva, 1996; Teixeira, Rodríguez, Gomes, Mata, Rodrigues, et al., 2013; Teixeira, Rodríguez, & Rodrigues, 2010).

As notas de topo, também chamadas de notas de cabeça são as primeiras a serem percebidas e duram alguns minutos. As notas de meio, ou de coração, são as notas que representam o perfume algumas horas após a aplicação. As notas de fundo costumam durar muitas horas, ou dias após a aplicação e são responsáveis pela fixação do perfume.

Os componentes mais voláteis correspondem as notas de topo, os de volatilidade média representam as notas de meio e os de baixa volatilidade formam a base da chamada pirâmide olfativa. Essa classificação é feita a partir da volatilidade dos componentes do perfume e é representada através do desenho de uma pirâmide dividida horizontalmente em 3 seções, de topo, meio e fundo (Dias & da Silva, 1996; Mata, Gomes, & Rodrigues, 2005b; Teixeira, Barrault, Rodr, Carvalho, & Rodrigues, 2014; Teixeira, Rodríguez, Gomes, Mata, Rodrigues, et al., 2013).

O comportamento das notas olfativas dentro de um perfume é analisado também em conjuntos maiores denominados acordes olfativos, que correspondem a junção das notas com padrões definidos que se encaixam nas famílias olfativas e mudam de forma dinâmica com o tempo de aplicação. Essa evolução do perfume com o tempo após aplicação pode ser delineada através de suas propriedades e indicadores de desempenho, como: silagem, projeção, fixação, limite de odor, polaridade, impacto, difusão, volume, tenacidade, valor de odor e pressão de vapor (Mata et al., 2005a).

Dessa maneira, a volatilidade representa um importante parâmetro, relacionado diretamente com cada indicador de desempenho de perfumes. Os indicadores representam a performance de uma fragrância do ponto de vista de suas características físico-químicas, termodinâmicas e dos aspectos sensoriais que refletem a percepção do consumidor ao sentir todas as notas e acordes olfativos de uma fragrância ao mesmo tempo, sendo capazes de inferir ao mesmo tempo aspectos objetivos e subjetivos de um perfume.

2.2 Indicadores de desempenho

Existem diversos termos específicos da perfumaria para descrever as fragrâncias que são desconhecidos dos consumidores genéricos, fazendo parte apenas do vocabulário do público consumidor especializado, tais como (Mata et al., 2005a).

- **Performance:** Termo utilizado para tratar da capacidade de uma fragrância em ser percebida em relação à distância e ao tempo de aplicação. Pode ser avaliada por indicadores de performance obtidos empiricamente.
- **Indicadores de performance:** São indicadores de performance de fragrâncias: Longevidade, Silagem, Impacto, Difusão, Volume e Tenacidade.

- O indicador de Longevidade diz respeito ao tempo de duração da fragrância na pele, a fixação do produto.
- A Silagem é o quanto um perfume exala, pode ser sentido por outros à sua volta e se projeta no ar.
- O indicador de Impacto representa a performance do produto durante seus primeiros minutos numa distância curta.
- A difusão indica a qual distância a fragrância pode ser sentida instantes após sua aplicação.
- O indicador de tenacidade retrata o quão eficaz a fragrância é na pele a longo prazo.
- O volume de uma fragrância representa sua eficiência a uma certa distância a longo prazo.

Os indicadores se referem a qualidade da experiência sensorial do consumidor, dependendo também da percepção de cada pessoa. Os métodos quantitativos são utilizados para avaliar propriedades físico-químicas dos componentes dos perfumes e seus efeitos, como pressão de vapor, coeficientes de atividade e partição, solubilidade, dentre outros. Porém, não somente os dados do comportamento físico-químico, nem os dados quantitativos sobre a percepção do odor, isoladamente, são capazes de descrever adequadamente o fenômeno envolvido (Dias & da Silva, 1996; Vera G. Mata et al., 2005)

Os indicadores de performance representam um ponto de grande importância para correlacionar a percepção do consumidor em relação a uma fragrância. A capacidade de descrição do fenômeno sensorial por completo os confere a capacidade de fornecer informações únicas sobre os efeitos cognitivos dos aromas para o consumidor e o real desempenho que a composição da fragrância possui quando utilizada pelo cliente.

2.3 Rastreadores Web

Os Rastreadores Web (denominados também como *Crawlers*) são um conjunto de técnicas computacionais capaz de realizar download automático de dados, links e diversas informações contidas em páginas da internet. Duas metodologias principais podem ser destacadas: *Web Crawling* e *Web Scrapping*, técnicas de mineração automática de dados em páginas Web (Aggarwal, Al-Garawi, & Yu, 2001; Reis, 2013; Sobrinho, 2019).

Web Crawling: atua como um rastreador na rede de maneira metódica e automatizada para criar cópias de páginas visitadas ou obter informações específicas de sistemas de rede. Esse processo de rastreamento é denominado indexação e seu programa funciona como um robô que agrupa as informações de interesse (Aggarwal et al., 2001; Menczer, Pant, & Srinivasan, 2003; Reis, 2013; Verzbickas, Mocelin, Neto, & Siega, 2013)).

Web Scrapping: assim como o anterior, tem a função de aquisição de informações de rede de maneira automatizada, porém promove a extração dos dados em uma saída que pode ser interpretada em programas usuais como o Excel. Essa estrutura extrai e move as informações desejadas num novo formato e é capaz de obter informações mais específicas. (Aggarwal et al., 2001; Menczer et al., 2003; Verzbickas et al., 2013)

Ambas técnicas foram utilizadas no estudo de referência para este trabalho, desenvolvido por Matos (2020) para a varredura dos sites com dados em potencial sobre perfumaria. Através das ferramentas de *web scrapping* e *web crawling*, dados específicos disponibilizados em milhares de páginas sequenciais por fabricantes de perfumes e avaliações de consumidores foram indexados e baixados para compor planilhas compatíveis com as técnicas de inteligência artificial e estatística propostas nesse trabalho.

2.4 Redes Neurais

De acordo com o trabalho de Haykin (2001), estruturas de generalização desenvolvidas através de estudos de computação e neurociência são denominadas redes neurais artificiais e, são capazes de determinar saídas adequadas para entradas não determinadas. Essa técnica se baseia no funcionamento do cérebro humano para promover aprendizado, raciocínio indutivo, representação do conhecimento e identificação de erros, reconhecimento de padrões e predições de resultados.

Essa capacidade de decompor problemas para encontrar soluções através de um aprendizado, possibilita a representação de problemas com natureza não estacionária ou não-linear. Essa rotina de aprendizado é previamente realizada através de exposição às possibilidades dentro de limites estabelecidos. Os neurônios que estruturam uma rede neural são baseados nos neurônios biológicos, estes são compostos por dendritos que recebem o estímulo de outros neurônios, pelo corpo da estrutura, capaz de coletar e conectar as informações e pelo axônio, estrutura responsável por transmitir o estímulo à outras células (Cleto, Ferreira, Gomes, & Rodrigues, 2010; Haykin, 1990; Morais, 2010).

Segundo Ludwig Junior & Costa (2007), as redes podem ter arquiteturas distintas. A escolha é livre e depende de cada problema especificamente e, dentre os tipos de neurais artificiais existentes, a rede de arquitetura denominada *Perceptron* é o tipo mais simples empregado, apresentando apenas uma entrada e uma saída aplicando-se apenas a problemas atendidos por estruturas de decisão simples. O ajuste do peso dessa rede é realizado através de um algoritmo de aprendizado com o elemento de processamento ADALINE (*Adaptive Linear Neuron ou Adaptive Linear Element*).

Um segundo tipo de arquitetura de rede é a *Perceptron* de Múltiplas Camadas (MLP), que consiste numa adaptação da rede tipo *perceptron* para resolução de problemas mais complexos através da inserção de camadas internas ocultas entre as entradas e saídas da rede neural, tratando-se de uma generalização do modelo *perceptron*. O algoritmo de aprendizagem para a arquitetura de rede MLP é o retropropagação de erro (Cleto et al., 2010; Haykin, 1990; Ludwig Junior & Costa, 2007).

Um outro modelo de arquitetura de rede com desempenho semelhante ao MLP é a Rede Neural Probabilística (PNN), ao contrário das redes já citadas de modelo heurístico, este se baseia em princípios estatísticos e seu algoritmo de treinamento utiliza a probabilidade relativa dos eventos ocorridos para predição de resposta da rede. A rede PNN traz vantagens em relação a ao modelo de retropropagação por, através de um aprendizado rápido, conseguir classificar dados em um mesmo nível de confiabilidade (Haykin, 1990).

As redes neurais artificiais em suas diversas possibilidades de arquitetura de rede fornecem a capacidade de solução de problemas de alta complexidade com baixo esforço computacional, reduzindo drasticamente o tempo de resposta de testes e possibilitando análises matemáticas robustas, validadas através de suas próprias estruturas de processamento, garantindo a confiabilidade proposta em suas limitações de erro. Dentro da realidade de análise de informações quantitativas, mescladas com informações qualitativas e subjetivas de opiniões de consumidores de perfumes, as redes neurais artificiais mostram-se como alternativa viável para processamento dessas relações.

2.5 PCA- Análise de Componente Principal

A Análise de Componente Principal (Principal Component Analysis - PCA) , uma das possíveis técnicas para análise de dados multivariados, é uma ferramenta que promove correlações entre todas as variáveis envolvidas no processo, mapeando a influência de cada

uma no sistema. Em um domínio de menor extensão são criados fatores – combinações de variáveis capazes de representar o problema com um conjunto de dados menor e conseqüentemente esforço computacional menor (Hongyu, Sandanielo, & Oliveira Junior, 2015).

Esse tipo de análise faz com que o impacto das variáveis seja verificado, podendo haver exclusão de grupos que não interferem diretamente no problema e atribuição de peso maior nas correlações mais relevantes, diminuindo a variabilidade do problema. A PCA, através de sua matriz de covariância, é capaz de delinear as tendências e relações entre as variáveis, identificando se são inversamente ou diretamente proporcionais, ou se não há correlação significativa entre elas (Branca, Simonian, Ferrante, Novas, & Negri, 2003; Hongyu et al., 2015).

Dessa forma, o uso da técnica de análise de componentes principais para tratamento de banco de dados mostra-se capaz de reduzir o volume total de dados, mantendo apenas os dados que possuem correlações matemáticas significativas. Ao provocar a especificidade do conjunto de dados, a ferramenta diminui o esforço computacional no processamento de dados e viabiliza estatisticamente uma análise robusta de impacto das variáveis em estudo.

3. Metodologia da Pesquisa e Materiais

A análise gráfica das correlações entre as opiniões de consumidores sobre fragrâncias comerciais e os indicadores de desempenho desses perfumes foi abordada nesse trabalho devido a sua importância para elucidação do impacto dos parâmetros técnicos da perfumaria e análises sensoriais na aceitação do cliente no mercado de fragrâncias. Essa análise foi desenvolvida a partir de um estudo de caso com dados de avaliações de consumidores de 171 fragrâncias comerciais em uma biblioteca de perfumaria virtual.

A natureza do trabalho é quantitativa e qualitativa. Na primeira fase do estudo de caso, foi realizada a coleta de dados qualitativos e quantitativos, estes foram tratados e transformados em dados exclusivamente quantitativos - através de tratamento estatístico de análise de principais componentes, e preditivos - através de redes neurais artificiais. A interpretação e análise gráfica tratou qualitativamente do impacto dos indicadores de performance nas escolhas do consumidor (Soares, Dorlivete, Shitsuka, Parreira, & Shitsuka, 2018).

A análise gráfica das relações entre os índices de aceitação de consumidores e os indicadores de desempenhos proposta nesse trabalho, utiliza como base os dados resultantes da modelagem preditiva do perfil consumidor, com dados extraídos da biblioteca virtual de perfumaria “*www.fragrantica.br*”. Os dados foram extraídos através de um rastreador *web*, algoritmo capaz de realizar download automático de diversos tipos de informações de páginas da internet. Esse rastreador foi desenvolvido com metodologia híbrida, composta pelas técnicas de *Web Crawling* e *Web Scrapping*.

Esses dados foram normalizados e validados através de uma rede neural múltipla camada retroalimentada de 6 nós. Uma segunda rede neural com o modelo de rede Lreg (RPROP) com 8 entradas foi utilizada para modelar de forma preditiva o perfil de consumo dos usuários de fragrâncias. Essa configuração de rede pertence a categoria Loss Ratio-based Red (LRED) e realiza seu treinamento através do algoritmo Resilient BackPropagation, que possui uma taxa de aprendizagem dinâmica com o intuito de diminuir os erros em cada neurônio, atualizando-os de forma independente.

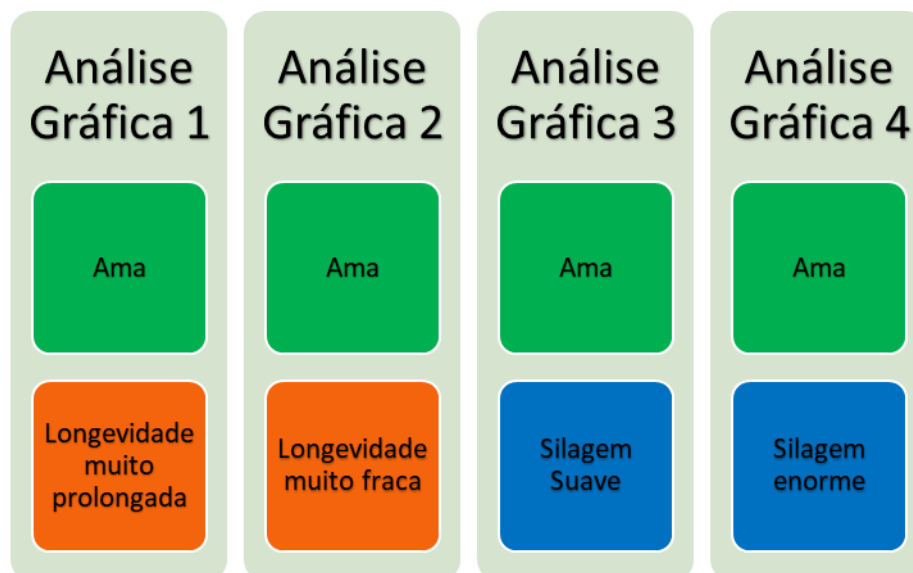
Foram utilizadas como entrada da rede neural dados relativos a fragrâncias, determinados pelas experiências sensoriais dos consumidores, como: níveis de aceitação do consumidor, períodos do dia e do ano mais adequados para uso, e intensidade de notas olfativas e acordes identificadas pelo consumidor em relação ao proposto pelo fabricante. A nota global de cada fragrância foi utilizada como saída da rede. As correlações entre cada um dos parâmetros analisados na rede foram determinadas através de análise de componentes principais (PCA).

A partir dos dados normalizados e saídas da rede, bem como as correlações estatísticas determinadas pela análise PCA, foram analisadas graficamente as relações entre as variáveis de aceitação do consumidor e os indicadores de desempenho. As variáveis de aceitação utilizadas foram: “Ama” (determina o número de pessoas que aceita a fragrância em um maior nível, descrito na biblioteca de fragrâncias através do verbo “amar”) e “Não gosta” (determina o número de pessoas que não aceita o perfume, descrito na biblioteca de fragrâncias através do termo “ não gostar”). Os indicadores de desempenho utilizados foram: Silagem e Longevidade.

4. Resultados e Discussões

Em oito análises distintas foram expostas combinações de nível de aceitação do consumidor e indicador de desempenho. Na Figura 1, é possível verificar esquematicamente de que forma as análises gráficas foram realizadas.

Figura 1 - Análises gráficas de aceitação positiva.



Fonte: Elaboração própria, 2020.

Como pode ser visualizado na Figura 1, primeiro foram testadas as associações entre o nível de aceitação “Ama” e os indicadores de desempenho: Longevidade (em seus níveis “Longevidade muito alta” – maior nível de referência atribuído para esse indicador e “Longevidade muito fraca” – menor nível de referência atribuído para o indicador) e Silagem (em seus níveis “Silagem enorme” – maior nível de referência atribuído para esse indicador e “Silagem Suave” – menor nível de referência atribuído para o indicador).

Análises análogas às da Figura 1 foram feitas considerando desta vez o fator de aceitação “Não gosta”. A Figura 2 esquematiza as relações entre os indicadores e o nível de aceitação negativo denominado por “Não gosta”.

Figura 2 - Análises gráficas de aceitação negativa.

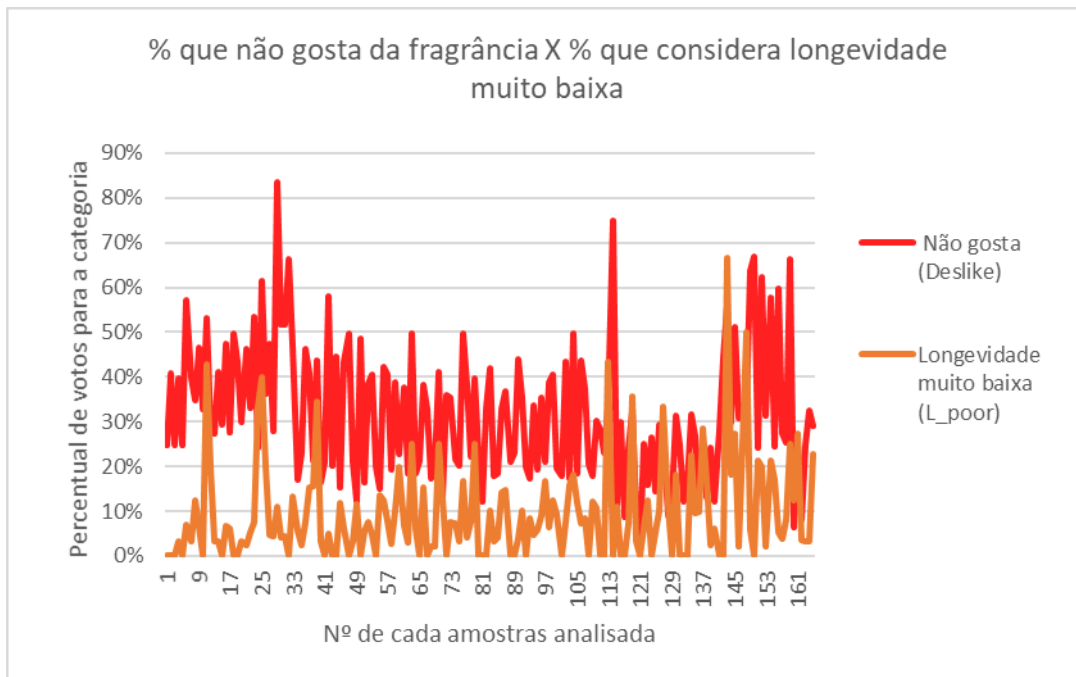


Fonte: Elaboração própria.

A Figura 2 descreve as associações testadas entre a negativa de aceitação do consumidor e os indicadores de desempenho: Longevidade (em seus níveis “Longevidade muito alta” – maior nível de referência atribuído para esse indicador e “Longevidade muito baixa” – menor nível de referência atribuído para o indicador) e Silagem (em seus níveis “Silagem enorme” – maior nível de referência atribuído para esse indicador e “Silagem Suave” – menor nível de referência atribuído para o indicador).

O gráfico da Figura 3 compara o percentual consumidores que disseram não gostar de cada uma das fragrâncias analisadas e o percentual de consumidores que as classificaram como de baixa longevidade. De acordo com os dados da análise de PCA realizada, o valor atribuído para a relação entre essas duas variáveis é de -0,071, onde é possível verificar que há uma pequena correlação entre o consumidor não gostar de uma fragrância e ela possuir baixa longevidade.

Figura 3 - Relação entre rejeição de uma fragrância e longevidade baixa.



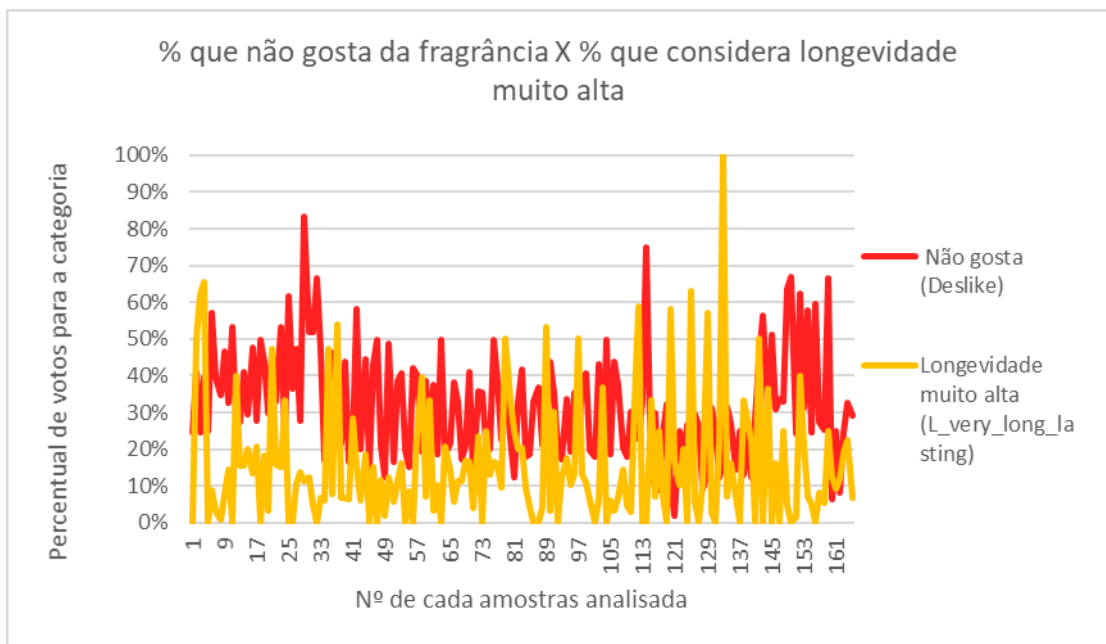
Fonte: Elaboração própria.

Ainda no gráfico da Figura 3, é possível notar no comportamento do gráfico que em alguns pontos as curvas estão se sobrepondo e os picos dos gráficos coincidem. Porém, em algumas regiões do gráfico a exemplo da amostra 41, a queda percentual da baixa longevidade implica em um pico de pessoas que não gostam da fragrância, motivo que explica a tendência dos dados em serem inversamente proporcionais, ainda que de forma sutil.

O gráfico, em seu comportamento generalizado demonstra a aceitação do consumidor em face a uma característica de fragrâncias que possuem duração curta na pele. É esperado que haja uma rejeição ao fato de em poucas horas um perfume não ser mais notado na pele, já que esse fato implica diretamente na quantidade de perfume aplicada pelo consumidor e consequentemente no custo benefício da compra.

A Figura 4 traz o gráfico que compara o percentual consumidores que disseram não gostar de cada uma das fragrâncias analisadas e o percentual de consumidores que as avaliaram como perfumes de alta longevidade.

Figura 4- Relação entre rejeição de uma fragrância e longevidade alta.



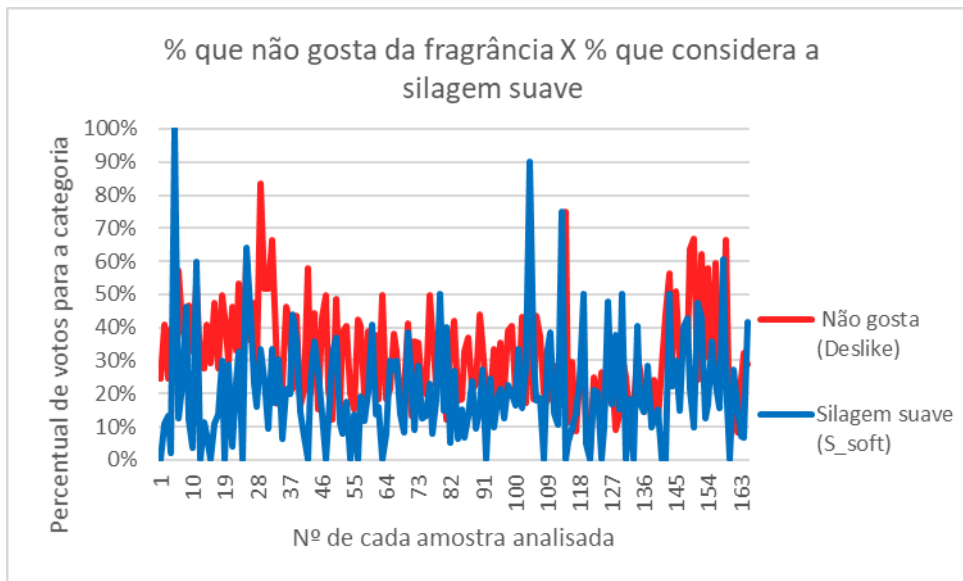
Fonte: Elaboração própria.

Ao longo do gráfico da Figura 4, muitos pontos se assemelham a regiões inversamente proporcionais e outras diretamente proporcionais e, segundo a análise PCA, o valor da matriz de correlação (0,000) é irrelevante para evidências de relações entre as variáveis.

De acordo com a análise de PCA feita anteriormente, é possível verificar que não há uma correlação. Ainda no gráfico da Figura 4, é possível notar no comportamento do gráfico que as curvas do percentual de votos para fragrâncias de longa duração e da tendência do percentual de consumidores que não gostam da fragrância estão em uma região intermediária do gráfico, ficando indefinida a sua relação.

O gráfico da Figura 5 compara o percentual consumidores que disseram não gostar de cada uma das fragrâncias analisadas e o percentual de consumidores que as classificaram como de baixa longevidade.

Figura 5 - Relação entre rejeição de uma fragrância e silagem suave.



Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a análise de PCA feita anteriormente, o valor atribuído para a relação entre essas duas variáveis é de $-0,063$, onde é possível verificar na Figura 5 que há uma pequena correlação entre o consumidor não gostar de uma fragrância e ela possuir silagem suave.

Ainda no gráfico da Figura 5, é possível notar no comportamento do gráfico que em alguns pontos as curvas estão se sobrepondo e os picos dos gráficos coincidem. Porém, em algumas regiões do gráfico a exemplo da amostra 28, a queda percentual da silagem suave implica em um pico de pessoas que não gostam da fragrância, motivo que explica a tendência dos dados em serem inversamente proporcionais, ainda que de forma sutil.

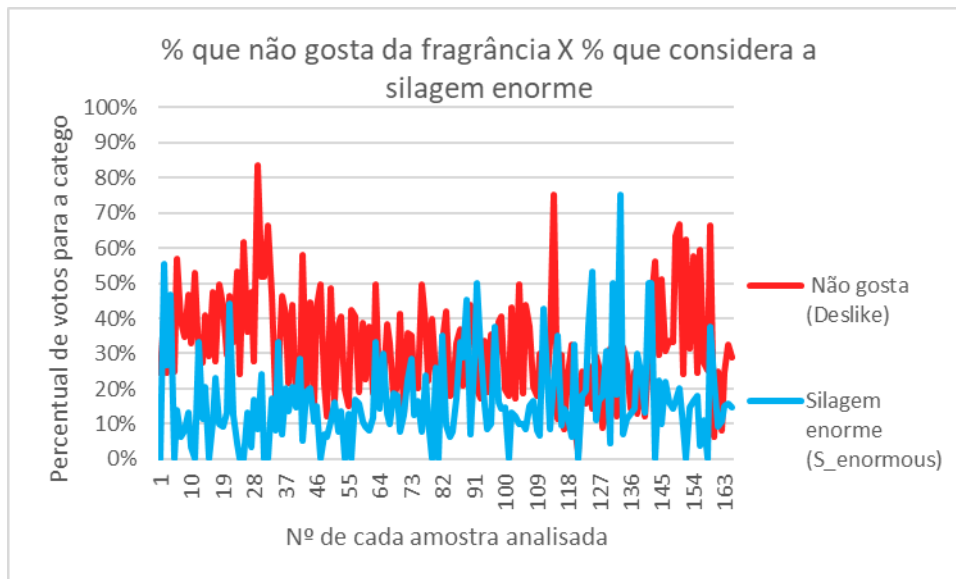
O gráfico em seu comportamento global, traz a resposta de aceitação do consumidor a uma característica de fragrâncias que tem seu aroma projetado muito sutilmente. Haver rejeição ao fato de o perfume utilizado não ser notado por outras pessoas e a alguma distância é esperado, porém alguns tipos de fragrâncias são naturalmente mais discretos. Esses dois tipos de usuários equilibram as variáveis e anulam a correlação matemática, visto que as fragrâncias não estão separadas por categorias.

Ainda no gráfico da Figura 5, é possível notar no comportamento do gráfico que em alguns pontos as curvas estão se sobrepondo e os picos dos gráficos coincidem. Porém, em algumas regiões do gráfico como a entre a amostra 28 e a 37, a queda percentual da silagem

enorme implica em um pico de pessoas que não gostam da fragrância, motivo que explica a tendência dos dados em serem inversamente proporcionais, ainda que de forma sutil.

O gráfico da Figura 6 compara o percentual consumidores que disseram não gostar de cada uma das fragrâncias analisadas e o percentual de consumidores que as classificaram como de silagem enorme.

Figura 6 - Relação entre rejeição de uma fragrância e silagem enorme.



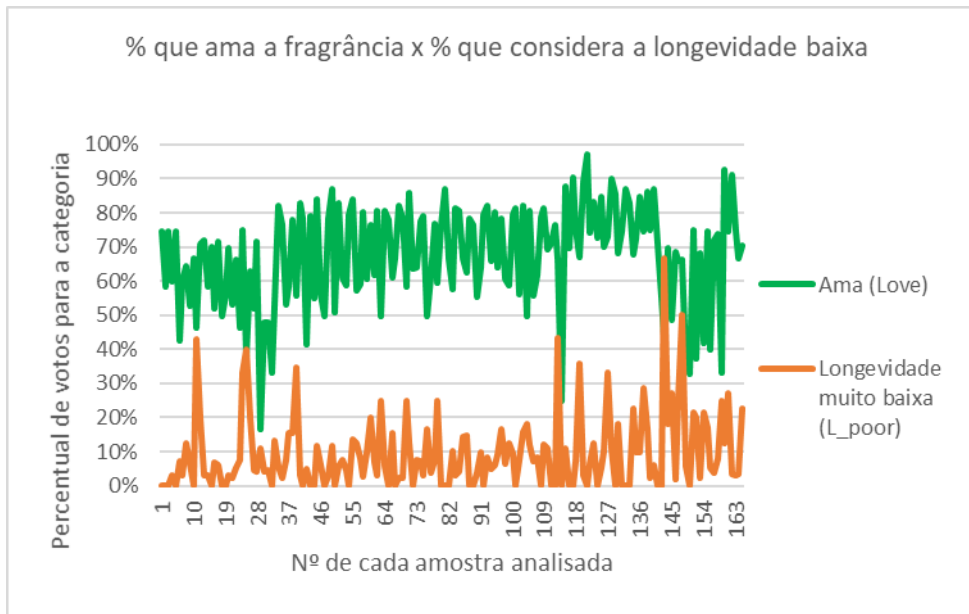
Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a análise de PCA feita anteriormente, o valor atribuído para a relação entre essas duas variáveis é de -0,023, onde é possível verificar graficamente na Figura 6 que há uma pequena correlação entre o consumidor não gostar de uma fragrância e ela possuir silagem enorme.

O gráfico da Figura 6, em seu comportamento generalizado, traz a resposta de aceitação do consumidor a uma característica de fragrâncias que tem seu aroma projetado intensamente. A rejeição ao fato de o perfume utilizado ser notado muito intensamente por outras pessoas e a alguma distância não é esperada, pois espera-se um equilíbrio entre os indicadores de desempenho e que haja coerência com o estilo de fragrância. Usuários que preferem perfumes mais discretos equilibram as variáveis e anulam a correlação matemática, visto que as fragrâncias não estão separadas por categorias.

A Figura 7 é a representação gráfica da relação da variável “ama” – que descreve o mais alto grau de aceitação do consumidor, com a variável responsável pelo percentual de longevidade baixa avaliado pelo consumidor.

Figura 7 - Relação entre aceitação de uma fragrância e longevidade baixa.



Fonte: Elaboração própria.

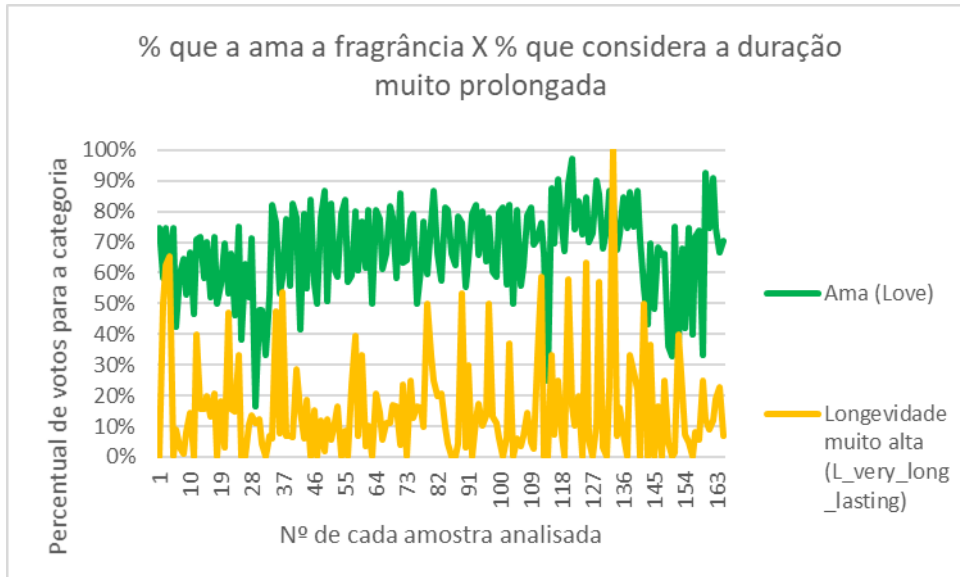
Segundo a análise de PCA, é possível verificar que há uma correlação de valor altamente negativa, indicando que as variáveis são inversamente proporcionais. Dessa maneira, no gráfico da Figura 7, é possível notar no comportamento das curvas que elas estão se opondo em vários pontos do gráfico, principalmente nas regiões de picos. O fato era esperado, visto que como já comprovado pelo PCA, o valor da matriz de correlação (-0,270) é relevante para comprovar a correlação matemática negativa entre as variáveis.

Os pontos de pico da porcentagem de votos para “longevidade muito baixa” de uma fragrância coincidem com pontos queda brusca de usuários que amam a fragrância, evidenciando que um valor baixo de longevidade não agrada o consumidor. Um exemplo desses pontos é a região entre as amostras 109 e 118. Da mesma forma, por todo o gráfico, é possível ver que há um distanciamento das curvas reiterando a oposição demonstrada na análise de PCA.

A Figura 8 representa graficamente a relação da variável “ama” com a variável que representa a opinião do consumidor sobre a alta longevidade de uma fragrância. Segundo a

análise de PCA, é possível verificar que há uma correlação de valor altamente positiva (0,406), indicando que as variáveis são diretamente proporcionais.

Figura 8 - Relação entre aceitação de uma fragrância e longevidade alta.



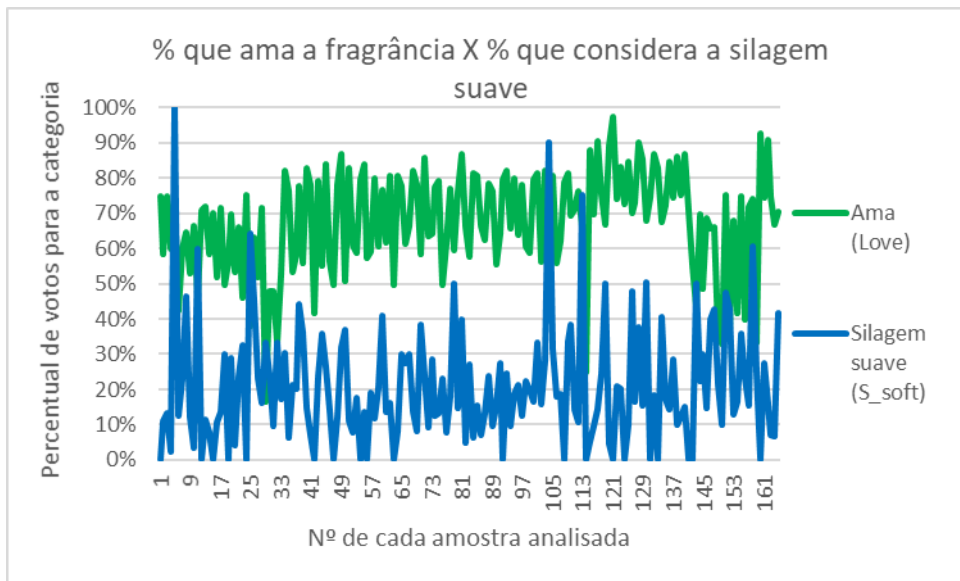
Fonte: Elaboração própria.

Na Figura 8, é importante observar que o comportamento das curvas que elas estão ligeiramente afastadas, mas de forma proporcional e os picos coincidem em vários pontos do gráfico. A faixa de valores onde a curva correspondente ao nível de aceitação é muito alta e ainda mais alta em regiões onde há picos de longevidade.

Como já comprovado pelo PCA, o valor da matriz de correlação (0,406) é relevante para comprovar a correlação matemática positiva entre as variáveis. É possível notar que as variáveis que se referem a longevidade alta e baixa, logicamente tem comportamento oposto e que esse parâmetro é um fator relacionado com a escolha do consumidor por uma fragrância.

A Figura 9 representa graficamente a relação da variável “ama” com a variável que representa a opinião do consumidor sobre a silagem suave de uma fragrância. Segundo a análise de PCA, é possível verificar que há uma correlação de valor altamente negativa (-0,309), indicando que as variáveis são inversamente proporcionais.

Figura 9 - Relação entre aceitação de uma fragrância e silagem suave.

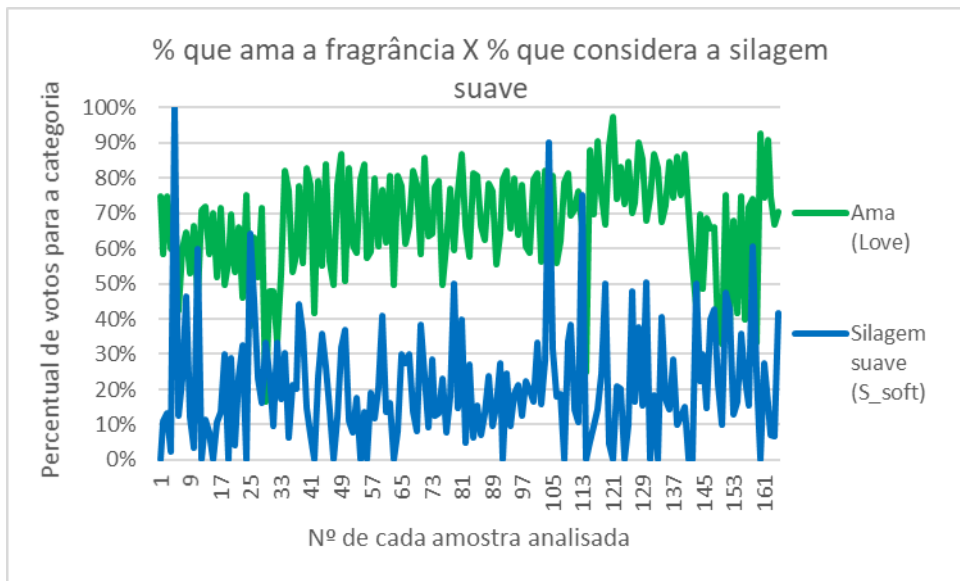


Fonte: Elaboração própria.

A Figura 9 demonstra graficamente o evidente o comportamento das curvas, sendo importante observar que elas estão se opondo em vários pontos do gráfico provocando um afastamento entre as linhas do gráfico. As regiões com picos retratam ainda mais a oposição entre as variáveis. Nos pontos onde há picos de silagem suave, há quedas bruscas de aceitação, o que significa que a silagem baixa não é um nível que agrada o consumidor. O fato era esperado pelo valor da matriz de correlação e é relevante para comprovar a correlação matemática negativa entre as variáveis.

A Figura 10 representa graficamente a relação da variável de aceitação com a variável que representa a opinião do consumidor sobre a alta silagem de uma fragrância. Segundo a análise de PCA, é possível verificar que há uma correlação de valor altamente positiva (0,315), indicando que as variáveis são diretamente proporcionais.

Figura 10 - Relação entre aceitação de uma fragrância e silagem enorme.



Fonte: Elaboração própria.

É importante observar na Figura 10, as evidências de que o gráfico possui um leve afastamento das curvas, porém de forma proporcional, havendo aumento do percentual de usuários que amam as fragrâncias mediante o aumento de usuários que as classificam como fragrâncias de alta silagem. Há vários picos coincidindo em pontos do gráfico, também evidenciando proporcionalidade entre as variáveis.

A faixa de valores onde a curva correspondente ao nível de aceitação é muito alta e ainda mais alta em regiões onde há picos de silagem, demonstrando o quanto a silagem alta é desejada pelo consumidor.

Como já comprovado pelo PCA, o valor da matriz de correlação é relevante para comprovar a correlação matemática positiva entre as variáveis. É possível notar que as variáveis que se referem a silagem suave e enorme possuem comportamento oposto e que esse parâmetro é um fator de relevância para a escolha de uma fragrância pelo consumidor.

5. Considerações Finais

A partir da análise gráfica das relações entre níveis de aceitação do consumidor e dos indicadores de desempenho de fragrâncias silagem e longevidade, é possível concluir que os dados gerados a partir do modelo obtido pela rede neural e validados pela análise de PCA fornecem evidência de correlação matemática entre as variáveis envolvidas.

A correspondência entre os comportamentos gráficos e a unanimidade encontrada na literatura sobre os indicadores de desempenho reitera as noções de que silagem e longevidade são propriedades desejadas pelos consumidores e que em equilíbrio, fornecem um maior nível de aceitação.

As correlações e as análises gráficas determinadas nesse estudo podem ser expandidas para outros indicadores de desempenho, podendo ser utilizadas na predição de composições exclusivas de fragrâncias de acordo com o perfil de aceitação de um grupo geográfico ou um perfil individual, revelando potencial uso na engenharia de perfumes.

Nesse sentido, sugere-se que em trabalhos posteriores as relações entre os níveis de aceitação do consumidor e outros indicadores de desempenhos de perfumes, bem como a interferência de estações do ano e períodos do dia, sejam analisadas graficamente para delinear um perfil de consumo para a perfumaria mais completo. Espera-se que em trabalhos futuros esse estudo possa contribuir com o banco de dados para a realização da predição de novas fragrâncias através de redes neurais artificiais.

Referências

Aggarwal, C. C., Al-Garawi, F., & Yu, P. S. (2001). *Intelligent Crawling on the World Wide Web with Arbitrary Predicates*.

Branca, A., Simonian, P., Ferrante, M., Novas, E., & Negri, R. M. (2003). Electronic nose based discrimination of a perfumery compound in a fragrance. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 92(1–2), 222–227. [https://doi.org/10.1016/S0925-4005\(03\)00270-3](https://doi.org/10.1016/S0925-4005(03)00270-3)

Carles, J. (1968). A method of creation and perfumery- Part 1. *Soap , Perfumery & Cosmetics*.

Cleto, P., Ferreira, R., Gomes, R., & Rodrigues, M. T. (2010). Reconhecimento de Acordes Musicais: Uma Abordagem Via Perceptron Multicamadas. *Mecánica Computacional*, 29(93), 9169–9175. Retrieved from <https://cimec.org.ar/ojs/index.php/mc/article/view/3659>

Devecchi, R. (2015). *O marketing olfativo no varejo!* São Paulo. Retrieved from

<http://www.raingredients.com.br/extra1.pdf>

Dias, S. M., & da Silva, R. R. (1996). Perfumes- Uma Química Inesquecível. *Química Nova Na Escola*.

Haykin, S. (1990). *Neural Networks and Learning Machines*. Hamilton, Ontario, Canada.

Hongyu, K., Sandanielo, V. L. M., & Oliveira Junior, G. J. (2015). Principal Component Analysis: theory, interpretations and applications. *Engineering and Science*, 5(1), 83–90. <https://doi.org/10.18607/ES20165053>

Ludwig Junior, O., & Costa, E. M. M. (2007). *Redes Neurais - Fundamentos e Aplicações com Programas em C* (1st ed.). Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna.

Mata, V. G., Gomes, P. B., & Rodrigues, A. E. (2005a). Engineering perfumes. *AIChE Journal*, 51(10), 2834–2852. <https://doi.org/10.1002/aic.10530>

Mata, V. G., Gomes, P. B., & Rodrigues, E. (2005b). Effect of Nonidealities in Perfume Mixtures Using the Perfumery Ternary Diagrams (PTD) Concept. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 4435–4441. <https://doi.org/10.1021/ie048760w>

Menczer, F., Pant, G., & Srinivasan, P. (2003). Topical web crawlers: Evaluating adaptive algorithms. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/228755990_Topical_web_crawlers_Evaluating_adaptive_algorithms

Morais, E. C. (2010). *Reconhecimento de Padrões e Redes Neurais Artificiais em Predição de Estruturas Secundárias de Proteínas*. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Retrieved from <https://www.cos.ufrj.br/uploadfile/1277729485.pdf>

Reis, T. (2013). *Algoritmo Rastreador Web Especialista Nuclear*.

Soares, A., Dorlivete, P., Shitsuka, M., Parreira, F. J., & Shitsuka, R. (2018). *METODOLOGIA DA*

PESQUISA CIENTÍFICA. Santa Maria, RS. Retrieved from https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/15824/Lic_Computacao_Metodologia-Pesquisa-Cientifica.pdf?sequence=1

Sobrinho, J. L. V. (2019). *Rastreador Web Não Supervisionado para Aquisição, Enriquecimento e Predição de Dados de Usuários de Redes Sociais por Intermédio de Métodos de Inteligência Computacional*.

Teixeira, M. A., Barrault, L., Rodr, O., Carvalho, C. C., & Rodrigues, E. (2014). Perfumery Radar 2.0 : A Step toward Fragrance Design and Classification. *Industrial & Engineering Chemistry Research*.

Teixeira, M. A., Rodríguez, O., Gomes, P., Mata, V., & Rodrigues, A. E. (2013). *Perfume engineering : design, performance and classification*. Elsevier Science.

Teixeira, M. A., Rodríguez, O., Gomes, P., Mata, V., Rodrigues, A. E., Teixeira, M. A., ... Rodrigues, A. E. (2013). Chapter 3 – Performance of Perfumes. In *Perfume Engineering* (pp. 61–94). <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-099399-7.00003-1>

Teixeira, M. A., Rodríguez, O., & Rodrigues, A. E. (2010). Perfumery radar: A predictive tool for perfume family classification. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 49(22), 11764–11777. <https://doi.org/10.1021/ie101161v>

Vera G. Mata, *, Paula B. Gomes, and, & Rodrigues, A. E. (2005). Effect of Nonidealities in Perfume Mixtures Using the Perfumery Ternary Diagrams (PTD) Concept. <https://doi.org/10.1021/IE048760W>

Verzbickas, A., Mocelin, E. F., Neto, M. B. de S., & Siega, R. T. (2013). *RELATÓRIO WEB CRAWLERS*.

Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito

Vanessa Gomes Matos – 60%

Regina Ferreira Vianna – 20%

Diego de Jesus Leite – 20%