# Análise do uso de feedback de relevância no Sistema de Integração Lattes-Qualis (SILQ)

**Carlos Bonetti**[1]

[1]Departamento de Informática e Estatística – Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)
Florianópolis – SC – Brazil

carlosbonetti.mail@gmail.com

***Abstract.*** *SILQ emerged in 2015 with the purpose of matching the vehicles qualified by Qualis with vehicles of publications registered on the Lattes curriculum of researchers, in order to automate the process of generating quality indicators of scientific production from these curriculums. The purpose of this work is a set of modifications to the system to include the most updated Qualis data, a study of the system's accuracy and the inclusion of controls allowing the users to suggest matchings, a technique named relevance feedback, proposing two new algorithms and an experimental analysis to evaluate their efficiency at the system.*

***Resumo.*** *O SILQ surgiu em 2015 com o objetivo de realizar o matching automático dos veículos qualificados no Qualis com os veículos de publicações cadastradas no currículo Lattes de pesquisadores, a fim de automatizar o processo de geração de indicadores das produções contidas nesses currículos. Este trabalho propõe um conjunto de alterações no sistema para inclusão dos dados Qualis mais recentes, um estudo da taxa de acerto do sistema e a inclusão de controles que permitam ao usuário sugerir matching, técnica denominada feedback de relevância, propondo dois novos algoritmos e uma avaliação experimental para análise de sua eficácia no sistema.*

## 1. Introdução

A Plataforma Lattes, criada e mantida pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), é um sistema de informação responsável pela integração da base de dados de currículos, grupos de pesquisa e instituições. O Currículo Lattes se tornou o padrão nacional no registro da vida científica de estudantes, professores e pesquisadores e é hoje adotada por institutos e universidades de todo o país [CNPQ 2015b]. No Currículo Lattes pode-se inserir dados gerais do pesquisador, produção bibliográfica, orientações, citações, participações em eventos científicos entre outros dados. No módulo Produção Bibliográfica, por exemplo, é possível a inserção de artigos publicados ou aceitos para publicação em periódicos indexados pelo ISSN [CNPQ 2015a].

A qualidade da produção bibliográfica dos Programas de Pós-Graduação é classificada pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) através de um conjunto de procedimentos denominado Qualis. O Qualis define estratos de qualificação a partir da análise da qualidade dos veículos onde a produção científica de pesquisadores brasileiros foi divulgada, ou seja, periódicos e eventos científicos. Esta análise é realizada em um processo anual de atualização, sendo os veículos enquadrados

nos estratos indicativos de qualidade A1, A2, B1, B2, B3, B4, B5 e C, do maior para o menor peso, para cada área do conhecimento [CAPES 2015].

Apesar da Plataforma Lattes possuir um módulo de inclusão de publicações e permitir a definição do veículo onde este foi publicado, não há qualquer tipo de conexão entre os sistemas Lattes e Qualis, ou seja, o processo de avaliação de uma publicação (que é feita através da avaliação do veículo onde este foi publicado) deve ser realizado de forma manual.

O Sistema de Integração Lattes Qualis (SILQ) surgiu no ano de 2015, desenvolvido como Trabalho de Conclusão de Curso dos alunos Felipe Nedel Mendes de Aguiar e Maria Eloísa Costa do curso de Ciência da Computação da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), orientados pela Prof. Carina F. Dorneles, da mesma instituição. O objetivo do sistema é a classificação automática da produção científica do currículo Lattes do pesquisador, através do *matching* por similaridade de dados extraídos do Qualis, usando uma interface web amigável [de Aguiar and Costa 2015].

A primeira versão do sistema foi finalizada em 2015 e desde então encontra-se disponível de forma pública e gratuita através do endereço `http://silq.inf.ufsc.br/`.

Um ponto de melhoria no sistema seria a avaliação experimental do algoritmo de classificação do SILQ para o estabelecimento de uma medida do grau de precisão da ferramenta. A partir disto, outras técnicas podem ser propostas e comparadas com as anteriores a fim de provar se elas resultaram em ganho de precisão.

Como o *matching* entre os dados do Qualis e do Lattes de pesquisadores é feito através de funções de similaridade, o resultado pode ser um falso positivo. Portanto, um ponto importante a ser trabalhado é permitir ao usuário informar ao sistema sugestões de resultados. Esta técnica, conhecida por *feedback* de relevância, exige alterar o algoritmo de classificação a fim de treiná-lo com as informações providas pelo usuário e melhorar os resultados de pesquisas similares subsequentemente realizadas. Também se faz necessária a mensuração da taxa de acerto do sistema após a inclusão desta técnica e avaliar se ela beneficia a precisão do algoritmo de classificação.

A hipótese de pesquisa a ser avaliada a partir desta ideia, portanto, é avaliar se o *feedback* de usuários pode melhorar a taxa de acerto do SILQ, ou seja, aumentar o número de trabalhos corretamente avaliados pelo sistema.

O objetivo geral deste trabalho é analisar o impacto que o uso de *feedback* de relevância tem na precisão dos resultados de avaliações realizadas pelo SILQ, efetuado sobre uma nova arquitetura da ferramenta que inclui a criação de API de integração com outros sistemas e a atualização da base de dados conforme as novas classificações Qualis.

## 2. Histórico e Visão Geral do SILQ 1

Este trabalho é uma continuação de [de Aguiar and Costa 2015], um Trabalho de Conclusão de Curso de alunos do curso de Ciência da Computação da UFSC, orientados pela Professora Carina F. Dorneles. O objetivo desse trabalho de 2015 era a criação de um sistema que deveria ser capaz de qualificar produções científicas, nas categorias artigos e trabalhos apresentados em eventos, por busca por similaridade de dados com os dados extraídos do WebQualis [de Aguiar and Costa 2015, p. 26-27]. Este objetivo foi alcançado

com a criação da primeira versão do Sistema de Integração Lattes-Qualis (SILQ), lançado no segundo semestre de 2015 e disponível no sítio `http://silq.inf.ufsc.br/`.

Apesar de estável e com sua função principal sendo desempenhada de forma satisfatória, o SILQ 1 deixou algumas lacunas e melhorias a serem desenvolvidas por trabalhos futuros. Segundo os próprios autores, "[...] o SILQ foi concebido para ser uma ferramenta de domínio público e vários projetos devem nascer a partir dele. A continuidade do projeto só tem a acrescentar ao mundo acadêmico [...]" [de Aguiar and Costa 2015, p. 79], o que motivou a criação do trabalho para a continuação da proposta original.

### 2.1. Como o SILQ realiza o *matching* Qualis-Lattes

O *matching* da produção científica de um currículo Lattes com o Qualis é realizado pelo SILQ com base na similaridade textual entre o título do evento de cada trabalho presente no currículo e o título do evento Qualis[1]. O título do veículo onde o trabalho foi publicado, juntamente com seu ano e área de avaliação cadastrados no Lattes são dados como *query* para o sistema. O sistema busca sobre todo o conjunto de dados Qualis presentes na base de dados aquele com maior similaridade textual em relação à *query*. Se esta similaridade for maior do que um *threshold* pré-estabelecido, então o resultado é considerado um *match* válido e o estrato atribuído pelo Qualis a este evento é também atribuído ao trabalho do pesquisador.

Pode-se tomar o exemplo real de um trabalho qualquer extraído de um currículo Lattes cujo evento tenha sido especificado como *"2016 IEEE 7th Latin American Symposium on Circuits & Systems (LASCAS)"*. A Tabela 1 mostra os resultados retornados pelo SILQ junto com seus respectivos valores de similaridade textual.

**Tabela 1. Resultados retornados pelo SILQ para a *query "2016 IEEE 7th Latin American Symposium on Circuits & Systems (LASCAS)"***

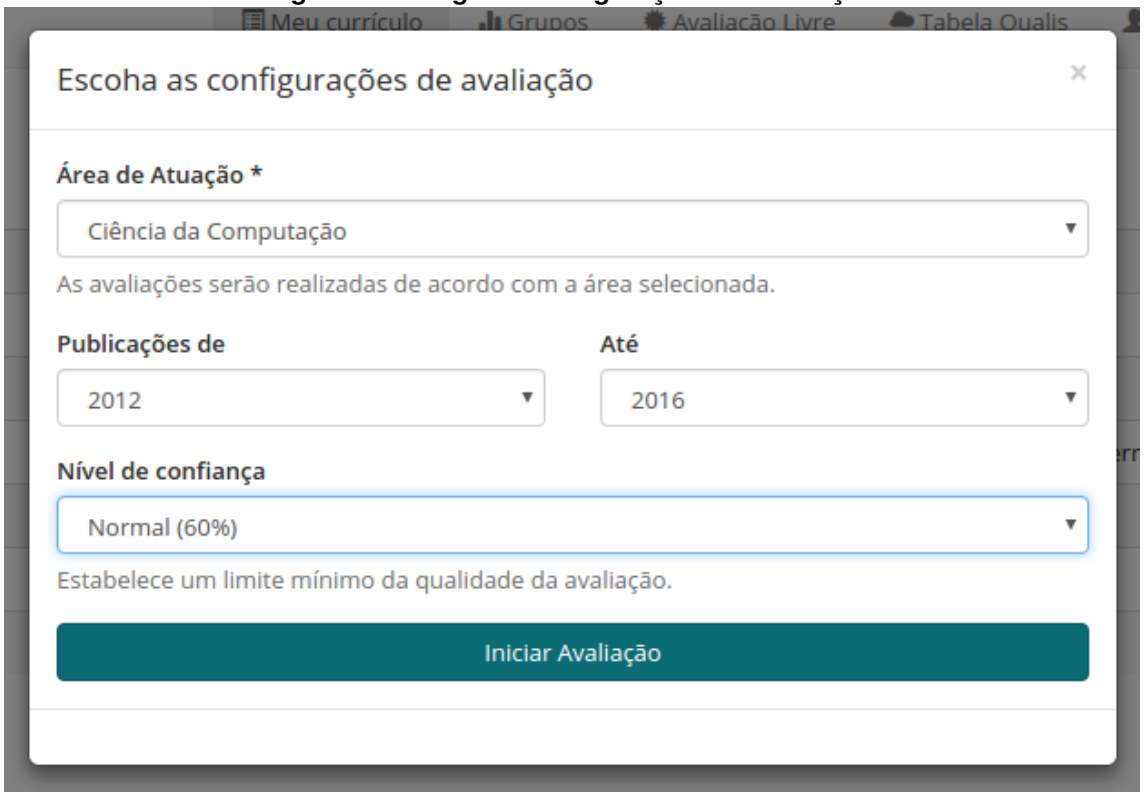
| Evento | Estrato | Similaridade |
|---|---|---|
| IEEE Latin American Symposium on Circuits and Systems (LASCAS) | B5 | 0.87 |
| IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) | A1 | 0.48 |
| IEEE Latin American Robotics Symposium (LARS) | B4 | 0.45 |
| IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS) | B1 | 0.43 |
| Symposium on Asynchronous Circuits and Systems (ASYNC) | A2 | 0.40 |

O primeiro resultado retornado é o escolhido, por possuir a maior similaridade em relação à *query*. Neste caso, o trabalho é avaliado com o conceito B5, já que este é conceito Qualis atribuído ao evento.

[1] O *matching* por similaridade é utilizado somente para eventos. Para periódicos, o *matching* é realizado através de comparação entre o ISSN informado no Lattes e nos registros Qualis.

O algoritmo de avaliação da primeira versão do SILQ retorna os resultados da Tabela 1 ao ser configurado para utilizar um "nível de confiança" de 40%. Esse nível de confiança é o *threshold* utilizado pelo algoritmo de classificação. Qualquer resultado cujo nível de similaridade em relação à *query* seja inferior ao nível de confiança utilizado não é retornado.

**Figura 1. Diálogo de configurações de avaliação**




O nível de confiança pode ser ajustado através das opções de avaliação, apresentadas quando o usuário requisita uma avaliação de currículo Lattes (Figura 1). Diminuir o nível de confiança (e em consequência o *threshold* do algoritmo de classificação) implica em obter mais resultados e classificar mais trabalhos, porém diminuir a precisão do algoritmo, já que resultados não relevantes serão retornados para as *queries* que não obtiveram bons resultados (resultados com nível de similaridade alto). A Seção 3.3 apresenta testes de validação do algoritmo que indicam o nível de precisão obtidos para cada valor de *threshold* utilizado, além de sugerir um nível de confiança ideal a ser utilizado para maximizar o número de trabalhos corretamente avaliados pelo sistema.

## 3. Uso de *Feedback* de relevância

Um dos itens de melhoria indicados por [de Aguiar and Costa 2015] após a realização da primeira versão do sistema seria "permitir que o usuário auxilie a ferramenta na qualificação". Em sistemas de IR, esta característica é denominada *Feedback de Relevância*.

A ideia por trás desta técnica é permitir que o usuário julgue resultados iniciais retornados pelo sistema, classificando-os como relevantes ou não para a *query* vi-

gente. O sistema então é capaz de utilizar esta informação para melhorar seu algoritmo de classificação e retornar melhores resultados para novas *queries*.

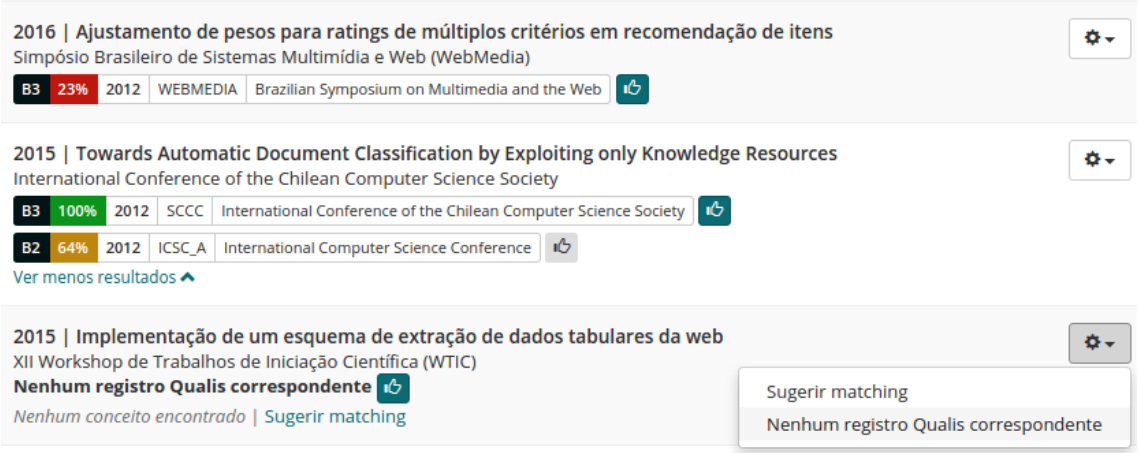
### 3.1. Obtenção de feedback

Em sistemas de IR que implementam *feedback* de relevância, tipicamente é permitido ao usuário julgar como relevante ou não relevante cada item retornado pelo sistema. Isso é natural pois o objetivo deste tipo de sistema é retornar a totalidade do conjunto de itens relevantes, cujo tamanho é variável dependendo da *query*. O SILQ, porém, é um caso específico em que existem somente 0 ou 1 item relevante para toda *query*. Isso acontece pois cada trabalho indicado no currículo Lattes de um pesquisador aparece qualificado no Qualis apenas uma única vez no ano em que o pesquisador o publicou. O objetivo do algoritmo de avaliação do SILQ é deduzir que registro Qualis é esse, caso exista na base de dados.

Para a implementação de *feedback* de relevância no SILQ, portanto, não é necessário o julgamento de cada item retornado pelo sistema em uma avaliação, mas apenas marcar *qual* dos itens da base de dados Qualis é um *match* correto para a *query* vigente. Desta forma, o usuário deve ser capaz de indicar o registro Qualis que deve ser considerado para cada trabalho avaliado. Também existe o caso especial em que não existe um registro Qualis correspondente ao trabalho, neste caso o usuário deve ser capaz de indicar que não existem *matches* corretos para o trabalho.

A Figura 2 mostra o exemplo de três trabalhos extraídos de um currículo Lattes e avaliados pelo SILQ que receberam *feedback* do usuário. O botão de "joinha" é utilizado para marcar o resultado que o usuário considera relevante para cada trabalho. Os botões grifados (com fundo azul) representam que o resultado já foi previamente marcado. Neste caso, o registro Qualis marcado como relevante é associado à *query* atual, que engloba o título, ano e área do trabalho avaliado, juntamente com o usuário que está realizando o julgamento. Também é possível marcar a opção "Nenhum registro Qualis correspondente" ou sugerir algum resultado não retornado previamente pelo sistema em "Sugerir matching" (mostrado no canto inferior direito da Figura exemplo).

**Figura 2. Detalhe dos controles de feedback de relevância na página de avaliação de currículo Lattes**



Os *feedbacks* de relevância dados pelos usuários são salvos na base de dados SILQ para uso posterior pelo algoritmo de classificação, conforme descrito na Seção 3.2. Já que um trabalho qualquer pode ter no máximo um registro Qualis associado, é salvo somente um *feedback* por *query* por usuário. Desta forma, uma chave única é utilizada na tabela de *feedbacks*, dada pela dupla (título do trabalho, usuário).

## 3.2. Algoritmos de avaliação com feedback

Uma vez registrados os *feedbacks* dos usuários, passa-se a questionar de que forma utilizá-los para aumentar a taxa de acerto do sistema para futuras consultas. A Seção atual apresenta dois novos algoritmos que foram propostos e avaliados neste trabalho, e como foram implementados, enquanto a próxima Seção apresenta os resultados e comparações de exatidão dos mesmos.

### 3.2.1. Algoritmo `fb(t)`

Umas das abordagens mais simples que podem ser usadas neste caso é utilizar o resultado marcado pelo usuário sempre que uma *query* idêntica ao do *feedback* seja submetida ao sistema. O algoritmo `fb(1.0)`, portanto, foi desenvolvido com base nesta ideia. O valor "1.0" presente no nome do algoritmo apenas indica que o *feedback* é considerado em detrimento de qualquer outro resultado dado pelo sistema quando a *query* submetida for 100% similar (ou seja, idêntica) à *query* do *feedback*.

Pode-se dar o exemplo real de um nome de evento extraído de um currículo Lattes cadastrado pelo pesquisador como "Software Engineering Knowledge Engineering", no ano de 2009 e com área de avaliação Ciência da Computação. Ao avaliar tal trabalho, o sistema retorna a lista da Tabela 2.

**Tabela 2. Resultados retornados pelo SILQ para a *query "Software Engineering Knowledge Engineering"***

| # | Evento | Similaridade |
|---|---|---|
| 1 | Software Engineering and Data Engineering (SEDE) | 0.53 |
| 2 | International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering (SEKE) | 0.49 |
| 3 | Software Engineering and Applications (SEA_A) | 0.45 |
| ... | ... | ... |

Após analisar esta lista, o usuário submeteu um *feedback* ao sistema marcando o resultado #2 como o correto. Desta forma, utilizando o algoritmo `fb(1.0)`, toda *query* subsequente idêntica a "Software Engineering Knowledge Engineering" terá o resultado #2 retornado na primeira posição.

O `fb(1.0)` considera apenas *feedbacks* que sejam idênticos à *query* submetida, *queries* similares não são consideradas. O usuário do exemplo anterior possui um outro trabalho cadastrado em seu currículo Lattes cujo título de evento é "Software Engineering

**and** Knowledge Engineering". Pode-se deduzir que o usuário quis se referir ao mesmo evento, porém o título não é idêntico ao exemplo anterior por causa do termo *"and"*. Neste caso, o algoritmo `fb(1.0)` não é capaz de deduzir que os dois casos se referem ao mesmo evento, apesar da semelhança entre eles. Uma modificação que pode ser realizada no algoritmo é utilizar uma função de similaridade entre novas *queries* submetidas ao sistema com aquelas anteriormente submetidas e que possuem *feedback* do usuário. Se a similaridade entre a nova *query* e algum dos *feedbacks* for maior do que certo *threshold de feedback*, então é provável que a nova *query* se refira ao mesmo evento do *feedback* anteriormente fornecido.

O algoritmo `fb(t)` (para $0.0 \leq t \leq 1.0$) é uma generalização de `fb(1.0)` que considera *feedbacks* cuja similaridade textual em relação à *query* seja maior que o *treshold* $t$. Por exemplo, *fb(0.75)* irá considerar *feedbacks* cujo valor de similaridade textual em relação à *query* seja $0.75$ ou superior. No exemplo anterior, ao submeter a nova *query* "Software Engineering and Knowledge Engineering" ao sistema, o algoritmo *fb(0.75)* calcula a similaridade entre ela e os *feedbacks* anteriores fornecidos pelo usuário e encontra o *feedback* da primeira *query* "Software Engineering Knowledge Engineering" por ser 88% similar à *query* atual. Neste caso, por ter uma similaridade maior do que o *threshold* de $0.75$ estipulado, o algoritmo retorna o mesmo evento marcado no *feedback* para a *query* atual (o evento #2 da Tabela 2).

O algoritmo `fb(t)`, entretanto, leva a outros questionamentos, já que utiliza a mesma técnica de *data-matching* que foi proposta a melhorar. Qual o valor de $t$ (*treshold de feedback*) ideal? Qual o algoritmo de similaridade textual ideal para este caso? A Seção 3.3.4 apresenta testes de validação do algoritmo `fb(t)` para diferentes valores de $t$.

O Algoritmo 1 é a representação em pseudocódigo de `fb(t)`. O parâmetro $q$ representa a *query*, $t$ é o valor de *threshold de feedback*, $D$ é o conjunto de todos os documentos a serem pesquisados e $F$ o conjunto de *feedbacks* fornecidos contendo as duplas $(q_f, d)$, *query* do *feedback* e documento dado como *feedback*, respectivamente, tal que $d \in D$. A variável $m$ é o registro provindo de *feedback* com maior probabilidade de ser um *match* correto para a *query*, caso exista. A saída $R$ é uma lista 0-indexada contendo os resultados da consulta, ordenada por ordem decrescente da probabilidade do resultado ser um *match* correto para a *query*. A função `trigram_sim` calcula a similaridade textual entre duas *strings* utilizando o método *trigrams* e retornando um valor no intervalo $[0, 1]$. A função `trigram_rank` é o algoritmo de avaliação da primeira versão do SILQ, que cria o rank $R$ de similaridade a partir da comparação entre $q$ e cada um dos documentos de $D$. A função `insert_rank_top` insere um registro no topo do *rank*, removendo itens duplicados previamente inseridos.

### 3.2.2. Algoritmo `query_aliasing`

Uma adaptação de `fb(t)` que mostrou-se de mais fácil implementação e que não gera o questionamento de qual valor de $t$ utilizar, foi considerar as *queries* de *feedbacks* anteriormente fornecidos pelo usuário, da mesma forma que o `fb(t)`, porém inseri-las no *rank* de resultados de novas *queries* submetidas com base em seus valores de similaridade textual em relação à nova *query*, junto com os resultados previamente selecionados. Assim,

**Algoritmo 1:** `fb(t)`

**Input** : $q, t, D, F$
**Output**: $R$

```
1  R ← trigram_rank(q, D)
2  s_m ← −1
3  for (q_f, d) ∈ F do
4  |   s ← trigram_sim(q, q_f)
5  |   if s ≥ t and s ≥ s_m then
6  |   |   m ← d
7  |   |   s_m ← s
8  |   end if
9  end for
10 if m then
11 |   insert_rank_top(R, m)
12 end if
13 return R
```

ao invés de escolhê-lo em detrimento dos demais, o evento marcado com *feedback* só é retornado se for mais bem ranqueado que os demais resultados.

Considerando os mesmos exemplos dados na Seção anterior, em que o usuário submete a nova *query* "Software Engineering and Knowledge Engineering" ao sistema, o algoritmo de `query_aliasing` realiza comparação textual entre a nova *query* e as *queries* anteriores que possuam *feedback*, da mesma forma que o `fb(t)`, encontrando a *query* "Software Engineering Knowledge Engineering", com um valor de similaridade de $0.88$. Ao contrário do $fb(t)$, o algoritmo de `query_aliasing` irá inserir o evento dado como *feedback* a esta *query* junto com a lista de resultados previamente encontrados apenas via similaridade textual, usando o valor de $0.88$ para posicionamento no *ranking*. A Tabela 3 mostra o *ranking* retornado para este exemplo. Nota-se que o evento #2, marcado pelo usuário como correto, foi elevado no *ranking* por receber o novo valor de similaridade da comparação com o *feedback*.

**Tabela 3. Resultados retornados pelo SILQ para a *query "Software Engineering and Knowledge Engineering"* utilizando `query_aliasing`**

| # | Evento | Similaridade |
|---|---|---|
| 2 | International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering (SEKE) | 0.88 |
| 1 | Software Engineering and Data Engineering (SEDE) | 0.62 |
| 3 | Software Engineering and Applications (SEA_A) | 0.53 |
| ... | ... | ... |

O valor de similaridade atribuído, porém, perde seu significado semântico pois não é mais a similaridade textual entre o título do evento do Lattes e do Qualis calculado

através do *trigrams*, mas um valor adimensional usado apenas para ordenação relativa dentro do *ranking*.

Desta forma, ao processar uma *query* $q$ qualquer, o sistema processa um *rank* de resultados primários com base no algoritmo *trigrams* inicial. O *rank* é ordenado do resultado mais similar à $q$ ao menos similar. Após esta etapa, ele também compara $q$ com cada uma das *queries* anteriormente submetidas pelo usuário e que possuem *feedback* de relevância utilizando o mesmo algoritmo de similaridade textual. O resultado mais similar é inserido no *ranking* de resultados. Assim, se $q$ é idêntico a um *feedback* já submetido pelo usuário, o evento deste *feedback* será retornado e inserido no topo do *ranking* de resultados, por ser 100% similar à *query*. Outros resultados similares, porém não idênticos, serão inseridos no *ranking* conforme seu valor de similaridade e só serão escolhidos em detrimento de outros resultados primários se seus valores de similaridade forem superiores a eles.

É como se, ao dar um *feedback* de relevância qualquer, o usuário criasse um *alias* (um apelido) ao resultado que está sugerindo. Assim, o sistema deve avaliar novas *queries* não só comparando-as com o nome real dos documentos, mas também com os apelidos dados a eles pelo usuário. Por este motivo o algoritmo foi chamado de `query_aliasing`. A avaliação deste algoritmo foi realizada e comparada com os demais na Seção 3.3.4.

O Algoritmo 2 é a representação em pseudocódigo do método proposto. O significado semântico das variáveis é equivalente ao do Algoritmo 1. A saída deste algoritmo é o próprio *rank* $R$, possivelmente contendo novos resultados devido à comparação com os *feedbacks* de $F$. O método `insert_rank` da linha 4 insere o registro $d$ na lista ordenada $R$ com um valor de *rank* $s$, preservando a ordenação da lista, de forma que o elemento em $R[0]$ seja aquele com maior valor de *rank* e, assim, o registro com maior probabilidade de ser um *match* correto para a *query*. A função também elimina itens duplicados, preservando aquele com maior valor de *rank*.

**Algoritmo 2:** `query_aliasing`

**Input** : $q, D, F$
**Output**: $R$

```
1 R ← trigram_rank(q, D)
2 for (q_f, d) ∈ F do
3 |   s ← trigram_sim(q, q_f)
4 |   insert_rank(R, s, d)
5 end for
6 return R
```

## 3.3. Avaliação experimental

Esta Seção apresenta os procedimentos realizados para avaliar as alterações promovidas no algoritmo de avaliação da nova versão do SILQ e se elas contribuíram para o aumento da taxa de acerto do sistema.

### 3.3.1. Conjunto de testes

O conjunto de testes utilizado para a avaliação do sistema foi criado a partir dos currículos Lattes de 33 pesquisadores do programa de pós-graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC).

Destes 33 currículos, 300 publicações foram selecionadas de forma aleatória e manualmente avaliadas: caso possuíssem um registro Qualis equivalente então a publicação juntamente com o Qualis associado eram salvos no conjunto de testes; caso não possuíssem registro Qualis equivalente, então eram marcados como tal e também adicionados ao conjunto de testes.

Nas avaliações descritas a seguir, foram dadas como *query* ao sistema cada uma das publicações da coleção de testes, porém sem expor os resultados manualmente avaliados. Cada resposta retornada pelo sistema foi comparada com a respectiva resposta manualmente selecionada. Em caso das respostas serem idênticas, então o sistema avaliou corretamente a publicação; em caso de não serem idênticas, avaliou incorretamente. O caso de não haver registro Qualis equivalente à publicação foi considerada uma resposta correta quando o sistema não retornou nenhum resultado, e uma resposta incorreta caso contrário.

### 3.3.2. Métricas utilizadas

Uma vez definido o conjunto de teste, é preciso definir as métricas utilizadas na avaliação. Através da comparação das métricas é possível concluir se houve melhora em certos aspectos do sistema. No caso do SILQ, deseja-se melhorar a taxa de acerto, ou seja, maximizar o número de trabalhos corretamente avaliados. Métricas clássicas de avaliação de sistemas IR foram consideradas.

As métricas de precisão e revocação foram descartadas por não se encaixarem com a forma de avaliação do sistema, baseada em *rank*. Conforme já discutido, estas métricas não são indicadas para sistemas deste tipo. Medidas mais indicadas nesse caso são *Precision at k* (*P@k*) e *R-Precision*. O algoritmo de avaliação do SILQ, porém, considera apenas o primeiro registro Qualis retornado para realizar *match* com o trabalho sendo avaliado (apenas o mais similar). Neste caso, a avaliação usando estas duas métricas devem considerar apenas o primeiro resultado, ou seja, *P@1* e *R-Precision* com $|R| = 1$ (sendo $R$ o número de registros relevantes para a *query*). Em ambos os casos, para cada *match* retornado pelo sistema, temos medidas com valor igual a 0, caso o sistema não tenha avaliado corretamente o trabalho, e 1 caso tenha avaliado corretamente. Têm-se, portanto, um simples valor *booleano* indicando se houve acerto ou não, para cada *query* submetida. Considerando todo o conjunto de testes, pode-se somar o número de acertos e dividir pelo tamanho do conjunto, resultado um valor que indica a *taxa de acerto* do sistema. Este valor também é conhecido como *exatidão*[2] e foi a medida base escolhida para a avaliação experimental do sistema.

Outra medida utilizada em um primeiro momento foi a Média de Rank Recíproco

[2]O termo utilizado na literatura é *accuracy*, cuja tradução usual é *precisão*. Optou-se pelo uso do termo *exatidão*, no entanto, para evitar confusões com a métrica de precisão.

(MRR). Conforme discutido, ela é particularmente interessante para sistemas que produzem uma lista de resultados ordenados por probabilidade de corretude, e, ao contrário da exatidão, é capaz de modelar o quão bem o sistema classificou o resultado correto, mesmo quando ele não foi classificado em primeiro lugar.

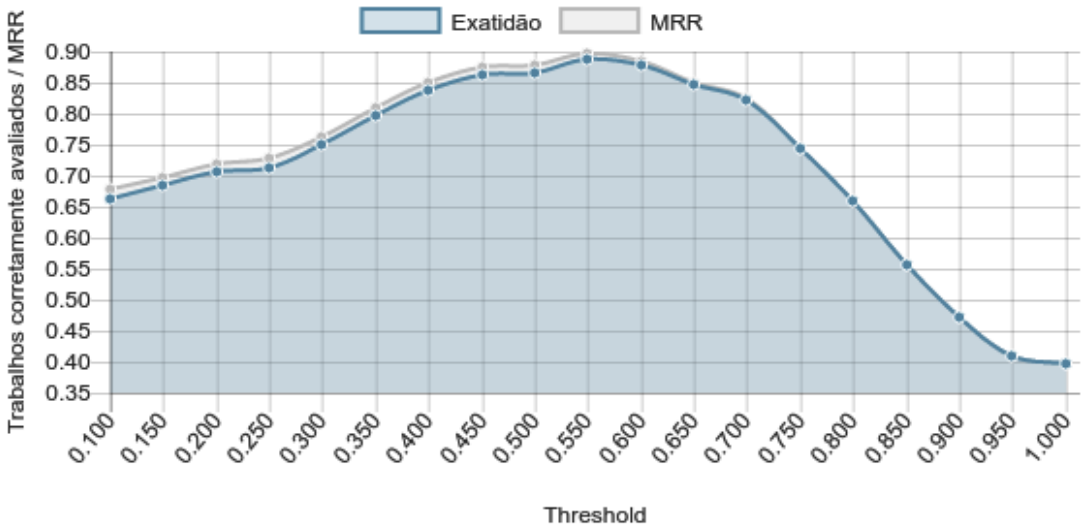
Por estas razões, as medidas de exatidão (ou taxa de acerto) e MRR foram escolhidas para as avaliações experimentais descritas nas próximas subseções.

### 3.3.3. Avaliação de *threshold* ideal

Um dos questionamentos levantados no início deste trabalho e que geralmente ocorre ao projetar sistemas de *data matching* baseados em similaridade, é o de qual *threshold* utilizar. Na primeira versão do sistema foi introduzido um controle de "nível de confiança" que permitia ao usuário controlar o *threshold* utilizado pelo algoritmo, conforme detalhado na Seção 2.1. O nível de confiança padrão, porém, foi fixado em 60% (equivalente ao *threshold* de valor $0.6$). Este valor foi provavelmente escolhido de forma empírica pois observou-se que maximizava o número de resultados corretos, porém não foram realizados experimentos comprovando esta teoria.

Desta forma, para encontrar o valor de *threshold* ideal foi utilizado o conjunto de testes para avaliar o algoritmo inicial do SILQ 1, em um primeiro momento. O método utilizado foi o de avaliar via sistema cada uma das publicações do conjunto de testes e comparar com o resultado real, e repetir o processo variando o *threshold* a fim de observar as médias de exatidão e de rank recíproco (MRR). Os resultados foram agrupados no gráfico da Figura 3. A linha em azul claro representa a exatidão, ou seja, a taxa de trabalhos corretamente avaliados pelo sistema. A linha em cinza representa a média de rank recíproco (MRR).

**Figura 3. Taxa de trabalhos corretamente avaliados e Média de Rank Recíproco (MRR) para diferentes *thresholds***




O primeiro fenômeno que observamos ao avaliar o gráfico é o ponto de máximo

por volta do valor $0.55$ de *threshold*, que totaliza uma exatidão aproximada de 88%, e a tendência da exatidão baixar ao se afastar deste pico, para ambas as direções. Esse é um comportamento esperado pois valores de *threshold* baixos tendem a diminuir a exatidão do sistema por retornar resultados não relevantes para as *queries*, enquanto valores altos tendem a diminuir a exatidão por deixar de retornar resultados relevantes. Este ponto máximo trata-se, portanto, do *threshold* ideal para o caso de testes em questão.

Outra característica observada é a tendência do valor de MRR acompanhar o da exatidão, sendo sempre igual ou apenas um pouco superior em magnitude. Isso acontece pela forma com que o MRR é calculado, atribuindo valor de $1/r$ a cada avaliação, sendo $r$ a posição em que o resultado real foi avaliado pelo sistema. Se o resultado foi corretamente avaliado, portanto, o valor de $1/1 = 1$ é atribuído ao resultado, o mesmo valor que seria atribuído à exatidão, já que o conjunto de valores possíveis para esta métrica é $\{0, 1\}$ para cada resultado (0 representando um erro e 1 representando um acerto). A semelhança dos valores, portanto, indica que houveram poucos casos em que o algoritmo retornou o resultado real em posições inferiores à primeira no *rank* de avaliação. Esta característica do valor de MRR permaneceu constante nos demais testes realizados neste trabalho, portanto omitiu-se o valor de MRR nas demais avaliações.

### 3.3.4. Avaliação dos algoritmos

Os algoritmos descritos na Seção 3.2 foram avaliados utilizando o mesmo processo descrito na Seção anterior. O algoritmo *trigrams* trata-se do método inicial utilizado pelo SILQ 1 e cuja análise de *threshold* ideal foi realizada na Seção anterior. O algoritmo `fb(t)` foi testado variando $t$ nos valores que obtiveram melhores resultados. Todas as análise foram realizadas com valor de *treshold* igual a $0.55$. A Tabela 4 apresenta os resultados de cada teste.

**Tabela 4. Comparação da exatidão dos diferentes algoritmos testados (utilizando *threshold* de $0.55$)**

| Algoritmo | Exatidão |
|---|---|
| *trigrams* | 88.667% |
| *fb(1.00)* | 89.667% |
| *fb(0.90)* | 90.667% |
| *fb(0.80)* | 92.667% |
| *fb(0.70)* | 92.667% |
| *fb(0.60)* | 91.000% |
| *query_aliasing* | **93.333**% |

A primeira tentativa de usar *feedback* de relevância na avaliação foi com o algoritmo *fb(1.00)*, que considera os resultados informados pelo usuário quando a *query* é idêntica a algum *feedback*. Houve uma melhora na taxa de acertos, porém de forma não tão significativa.

As variações que utilizam valores menores de $t$, porém, obtiveram melhores resultados, por serem capazes de identificar *queries* similares aos *feedbacks* já informados pelo usuário, mesmo quando este não julgou exatamente a *query* em questão. Um exem-

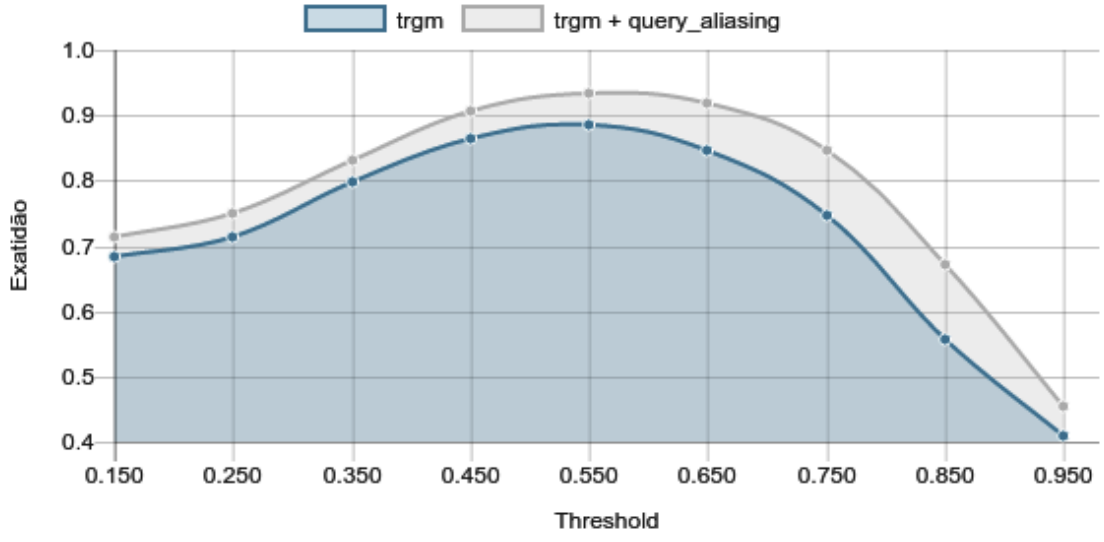
plo que demonstra este fato são os nomes de eventos *"IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems"* e *"27th International Symposium on ComputerBased Medical Systems (CBMS)"*, extraídos de um mesmo currículo Lattes. É fácil notar que tratam-se do mesmo evento, porém o usuário informou a sigla e o número da edição no segundo, e nenhuma destas informações no primeiro (além de não utilizar o hífen em um dos casos). Caso o usuário tenha dado *feedback* para somente um dos casos, os algoritmos `fb(t)` com valores de $t$ inferiores a $1.0$ são capazes de utilizar o mesmo *feedback* para ambos, apesar das *queries* não serem idênticas.

Valores de $t$ muito baixos, porém, deterioram rapidamente a taxa de acerto pois consideram *feedbacks* similares entre eventos que não tem relação. Desta forma, existe também um "valor ideal" de $t$, que gira em torno de $0.7$ a $0.8$ conforme os testes realizados.

O algoritmo `fb(t)`, porém, pode cometer "injustiças" pois considera os *feedbacks* como resultados corretos, independente dos resultados primários retornados, caso sejam superiores ao *threshold* $t$. O algoritmo de `query_aliasing` resolve este problema inserindo o *feedback* no *ranking* junto com os demais resultados. O melhor resultado (aquele mais similar à *query*) será utilizado, independente da técnica usada para obtê-lo. Nos testes realizados, o algoritmo de `query_aliasing` obteve a melhor taxa de acerto, com uma média de 93.3% de trabalhos corretamente avaliados.

Foi realizada uma última avaliação comparativa entre o algoritmo *trgm* inicial e o novo que utiliza `query_aliasing`. A Figura 4 mostra a taxa de acerto média para ambos os algoritmos variando o *threshold* utilizado. Nota-se que o algoritmo que utiliza *feedback* de relevância obteve melhores resultados, para qualquer *threshold* utilizado, aumentando em aproximadamente 6% a taxa de acerto. O *threshold* ideal, porém, se manteve constante em $0.55$ pois é dependente da função de similaridade.

**Figura 4. Comparação da taxa de acerto do algoritmo *trgm* e do *trgm + query_aliasing* para diferentes *thresholds***



## 4. Conclusões e trabalhos futuros

O SILQ é um esforço coletivo para a automatização e consequente melhoria na qualidade de gestão de grupos de pesquisa e principalmente de Programas de Pós-Graduação. A atualização tecnológica e alimentação da base de dados da ferramenta são processos que devem ser constantemente realizados para mantê-la viável aos seus usuários.

Os objetivos iniciais de refatoração arquitetural com inclusão de melhorias de interface, novas funcionalidades e criação da camada de integração REST, foram alcançados. Tanto usuários como desenvolvedores de aplicações interessados no sistema se beneficiam dessa alteração. Também foram realizadas as inclusões de controles permitindo sugestões de resultados por parte dos usuários, e desenvolvidos dois algoritmos que utilizam tais informações para melhorar a taxa de acerto do sistema.

A hipótese de pesquisa levantada se mostrou verdadeira. De fato foi possível aumentar a precisão do sistema utilizando *feedback* de relevância dos usuários. Isso se mostrou verdade por meio dos experimentos realizados e relatados neste trabalho, e com o teste dos algoritmos propostos.

A avaliação de *threshold* mostrou que o valor ideal para o SILQ é de aproximadamente $0.55$, muito próximo do "nível de confiança normal" estabelecido no trabalho anterior de [de Aguiar and Costa 2015], e que a taxa de acerto para este caso é de 88%.

Os algoritmos `fb(t)` e `query_aliasing`, baseados em *feedback* de relevância e similaridade textual, foram propostos e avaliados experimentalmente. Ambos resultaram em melhoria na taxa de acerto do sistema. O algoritmo `query_aliasing` foi preferido por resultar em uma melhor precisão e ser de mais fácil implementação, e está atualmente em uso na versão 2.3 do sistema. Através da alteração do *threshold* ideal e da inclusão do algoritmo baseado em *feedback* de relevância, a taxa de acerto média do sistema aumentou de 87% para 93.3%.

Esses resultados são relevantes não só por mostrarem que a taxa de acerto média do sistema aumentou, mas por estabelecerem uma medida base para trabalhos futuros. Os algoritmos utilizados neste trabalho são estratégias simples de uso de *feedback* de relevância construídas sobre a mesma função de similaridade textual do SILQ 1, o método *trigrams*, porém outros algoritmos e estratégias diferentes podem ser testados. Em especial, ambos algoritmos propostos consideram apenas o conjunto de *feedbacks* de um usuário específico, de forma a evitar a necessidade do tratamento de *feedbacks* conflitantes ou divergentes de diferentes usuários.

Como trabalhos futuros pode-se sugerir os seguintes itens:

- Propor e analisar outros métodos de similaridade textual ou estratégias diferentes que possam melhorar ainda mais a precisão do SILQ. Alguns exemplos seriam o uso de *machine learning* para treino do algoritmo de classificação, uma estratégia conhecida por *learning to rank*; e o algoritmo de *Rocchio*, muito utilizada em sistemas que implementam *feedback* de relevância e baseado no modelo de espaço vetorial;
- Considerar *feedbacks* provindos de terceiros, ou seja, levar em conta *feedbacks* informados por outros usuários, mesmo que o atual não tenha informado *feedback* a respeito de uma *query* específica;

- Considerar nomes de eventos traduzidos. Comumente são utilizados nomes de periódicos ou eventos estrangeiros em inglês no currículo Lattes, porém em português no Qualis, ou vice-versa. Esses casos dificilmente são avaliados corretamente pelo sistema, já que o algoritmo atual é baseado em comparação por similaridade textual;
- Levantamento da produção por veículo de publicação. Considerando todos os currículos cadastrados no SILQ, seria possível levantar o número de publicações em cada periódico e evento cadastrado no Qualis;
- Gerar os valores de $I_{restrito}$ e $I_{geral}$ automaticamente. Tratam-se de índices definidos pela CAPES e utilizados na avaliação de Programas de Pós-Graduação;
- Considerar, para fins de ponderação dos valores de estrato Qualis, os pesos considerados pela avaliação de Programas de Pós-Graduação realizada pela CAPES.

As mudanças relatadas neste trabalho já se encontram disponíveis na página oficial do SILQ: `http://silq.inf.ufsc.br/`, na versão 2.3 no momento de escrita deste trabalho, porém em constante evolução.

## Referências


CAPES (2015). Classificação da produção intelectual. `http://www.capes.gov.br/avaliacao/instrumentos-de-apoio/classificacao-da-producao-intelectual`. Acesso em 17/11/2015.

CNPQ (2015a). Módulo produção bibliográfica. `http://ajuda.cnpq.br/index.php/Modulo_Producao_Bibliografica`. Acesso em 17/11/2015.

CNPQ (2015b). Sobre a plataforma lattes. `http://www.cnpq.br/web/portal-lattes/sobre-a-plataforma`. Acesso em 17/11/2015.

de Aguiar, F. N. M. and Costa, M. E. (2015). *SILQ - Sistema de Integração Lattes Qualis*. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, Biblioteca Universitária.