

Fatores preditivos de desempenho escolar em avaliações do SAEB: influência da gestão escolar

Predictive factors of school performance in SAEB assessments: influence of school management

Factores predictivos del desempeño escolar en las evaluaciones SAEB: influencia de la gestión escolar

Recebido: 19/10/2020 | Revisado: 23/10/2020 | Aceito: 26/10/2020 | Publicado: 28/10/2020

Ivonaldo Vicente da Silva

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3364-1421>

Universidade Paulista, Brasil

E-mail: ivonaldosilva@yahoo.com.br

Márcia Terra da Silva

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5314-4978>

Universidade Paulista, Brasil

E-mail: marcia.terra@uol.com.br

Nilsa Duarte da Silva Lima

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1284-7810>

Universidade Paulista, Brasil

E-mail: nilsa.lima@stricto.unip.br

Resumo

As atividades desenvolvidas no ambiente escolar, pelo Diretor de Escola, podem contribuir para que a instituição de ensino alcance níveis diferenciados em termos de qualidade educacional, e esse diferencial pode ser fruto do nível de experiência do Diretor. Dessa forma, o objetivo desse artigo foi observar quais fatores referente às atividades dos Diretores de Escola puderam contribuir para o desempenho dos alunos do Ensino Médio, nas avaliações em larga escala do SAEB no ano de 2017. Após a coleta dos dados no site do governo, foram executadas as tarefas relacionadas a seleção e tratamento desses dados e logo após, a fase de Mineração de Dados Educacionais, que contemplou a execução dos algoritmos Árvore de Decisão, Random Forest e Gradient Boosted Tree. Os resultados encontrados pela fase de Mineração de Dados indicaram que tanto para Língua Portuguesa quanto para Matemática, o Tempo de Experiência do Diretor de Escola, no exercício da função, pode contribuir para que

os alunos do Ensino Médio obtivessem melhores desempenhos nas avaliações do SAEB, além desse fator outros como nível de pós-graduação, ações para controle de reprovações e Nível Socioeconômico da escola também contribuíram para o desempenho escolar dos alunos. Um estudo mais detalhado dos fatores influenciadores do desempenho pode contribuir para elaboração de projetos, que envolvam políticas públicas, e que promovam melhorias em todo ambiente escolar, bem como nos desempenhos dos alunos.

Palavras-chave: Gestão escolar; Desempenho escolar; Mineração de dados.

Abstract

The activities developed in the school environment, by the School Director, can contribute for the educational institution to reach different levels in terms of educational quality, and this differential can be the result of the level of experience of the Director. Thus, the objective of this article was to observe which factors referring to the activities of the School Directors could contribute to the performance of high school students, in the large scale assessments of SAEB in 2017. After data collection on the government website, the tasks related to the selection and treatment of these data were carried out and soon after, the Educational Data Mining phase, which included the execution of the Decision Tree, Random Forest and Gradient Boosted Tree algorithms. The results found by the Data Mining phase indicated that for both Portuguese and Mathematics, the Time of Experience of the School Director, in the exercise of the function, can contribute for the high school students to obtain better performances in the SAEB evaluations, in addition to this factor, others such as postgraduate level, actions to control failures and the socioeconomic level of the school also contributed to the students' academic performance. A more detailed study of the factors influencing performance can contribute to the elaboration of projects, which involve public policies, and which promote improvements in the entire school environment, as well as in the performance of students.

Keywords: School management; School performance; Data mining.

Resumen

Las actividades realizadas en el ámbito escolar, por parte del Director de la Escuela, pueden contribuir a que la institución educativa alcance distintos niveles en cuanto a calidad educativa, y este diferencial puede ser resultado del nivel de experiencia del Director. Así, el objetivo de este artículo fue observar qué factores referidos a las actividades de los Directores Escolares podrían contribuir al desempeño de los estudiantes de secundaria, en las

evaluaciones a gran escala del SAEB en 2017. Después de la recolección de datos en el sitio web del gobierno, se llevaron a cabo las tareas relacionadas con la selección y tratamiento de estos datos y poco después, la fase de Minería de Datos Educativos, que incluyó la ejecución de los algoritmos Decision Tree, Random Forest y Gradient Boosted Tree. Los resultados encontrados por la fase de Data Mining indicaron que tanto para Portugués como para Matemáticas, el Tiempo de Experiencia del Director de la Escuela, en el ejercicio de la función, puede contribuir para que los estudiantes de secundaria obtengan mejores desempeños en las evaluaciones SAEB. Además de este factor, otros como el nivel de posgrado, las acciones de control de fallas y el nivel socioeconómico de la escuela también contribuyeron al rendimiento académico de los estudiantes. Un estudio más detallado de los factores que influyen en el desempeño puede contribuir a la elaboración de proyectos, que involucran políticas públicas, y que promueven mejoras en todo el entorno escolar, así como en el desempeño de los estudiantes.

Palabras clave: Gestión escolar; El rendimiento escolar; Procesamiento de datos.

1. Introdução

O sistema de ensino brasileiro apresenta necessidades específicas para atender a população com relação a uma educação de qualidade, assegurada pela Constituição Brasileira e pela Lei de Diretrizes e Bases da Educação-LDB (BRASIL, 1988, 1996). Diversas são as carências na educação, desde a estrutura física e acesso a recursos tecnológicos até formação e capacitação do corpo docente e administrativo (Brito, 2017; Calixto et al., 2017; Mesquita, 2018; Vasconcelos et al., 2020).

No Brasil, o ciclo básico da educação é composto pelos cursos do Ensino Fundamental em nove anos e o Ensino Médio, normalmente ofertado em três anos. Além disso, algumas escolas ainda oferecem cursos da Educação Infantil, Cursos Técnicos e os cursos da Educação de Jovens e Adultos-EJA, antigo supletivo. A oferta desses cursos depende de estratégias desenvolvidas pelas Secretárias de Educação de cada região.

Para garantir o funcionamento das escolas públicas é necessário que todos os recursos financeiros estejam previstos em orçamentos, que são elaborados pelo governo. Já as escolas particulares, os recursos necessários para a manutenção das atividades são garantidos pelo pagamento das mensalidades. A maior oferta de vagas em escolas no Brasil é feita pela rede pública. Para se ter uma noção, em 2017, do total de 48.608.093 de matrículas efetuadas no

Sistema de Educação Básica brasileiro, apenas 8.887.061 foram efetuadas em escolas particulares (INEP, 2019).

No ambiente escolar, normalmente o organograma apresenta como maior nível hierárquico, a função de Diretor de Escola, logo após aparecem as funções administrativas, pedagógicas e de manutenção. Portanto, o Diretor é responsável por conduzir a escola, e por meio de suas ações, dar suporte necessário para que todos os departamentos funcionem perfeitamente, evitando que as atividades pedagógicas sejam prejudicadas.

A quantidade de alunos que cada escola pode suportar também se torna um grande desafio para os Diretores, pois quanto maior a oferta de vagas, maior é a necessidade de recursos. Para acompanhar a eficiência da escola em relação ao modelo de gestão, incluindo a oferta de vagas, o governo criou o Índice de Complexidade de Gestão Escolar. Esse índice possui seis níveis de complexidade que envolvem a análise sobre quantidade de alunos, cursos e turnos que cada escola disponibiliza para sua comunidade.

Quanto maior o nível de complexidade maior é o porte da escola, como exemplo de escola classificada como Nível 6 em complexidade de gestão, ela possui porte superior a 500 matriculas, oferta cursos em 3 turnos com 4 ou mais etapas relacionadas às idades dos alunos, e têm o curso Educação de Jovens e Adultos-EJA, como etapa mais elevada.

Ainda em relação a complexidade de gestão, escolas com porte para muitos alunos também absorve mais recursos, sejam eles financeiros, de material e de pessoal. A merenda escolar, em escolas públicas, já é uma demanda importantíssima para a gestão escolar, pois existem regiões em que os alunos precisam dessa merenda para complementar sua alimentação diária (Santos et al., 2018; Fernandes et al., 2020; Ramos et al., 2020;).

Já no ambiente escolar, cabe aos Diretores de Escola e aos Professores coordenarem as atividades pedagógicas, cada um na sua área de atuação, de forma a garantir a perfeita execução do Plano Pedagógico proposto para a escola (MEC, 2014).

Em uma escola, com base na gestão democrática, as tarefas e atividades que o Diretor deve realizar são semelhantes a qualquer outro tipo de empresa, pois incluem metas de desempenho, gestão de equipes, gestão de conflitos, controle orçamentário e gerenciamento do relacionamento com todos os envolvidos no ambiente escolar (Cária & Lambert-de-Andrade, 2016; Riddle & Apple, 2019). Dentre as atividades inerentes ao Diretor de Escola, que foram citadas, algumas tem como foco o desempenho escolar dos alunos.

O desempenho dos alunos é um fator importante para que o governo e a sociedade possam acompanhar e avaliar se o modelo utilizado para o sistema de ensino está alcançando os objetivos propostos, em termos de qualidade. No Brasil, o Governo Federal criou um

índice específico para acompanhar o desenvolvimento da qualidade da educação, que é o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica -IDEB. A proposta do governo é que o valor desse índice, numa escala que varia entre zero e dez, alcance 6 (seis pontos) até o ano de 2021 (INEP, 2020a).

Sabendo dessa condição, os Diretores utilizam suas habilidades e competências para conduzir suas equipes em prol da melhoria do ensino aprendizagem, com foco no desempenho dos alunos. Algumas ações comuns no ambiente escolar, podem ser consideradas como atividades rotineiras da gestão escolar, como exemplo são os treinamentos e capacitações das equipes, reuniões rotineiras para debater propostas de melhorias envolvendo as equipes pedagógicas e administrativa, reuniões com conselho de escola para tratar de assuntos relacionados ao modelo de gestão e planos pedagógicos, reuniões com representantes do governo para debater assuntos sobre a eficiência escolar e finalmente reuniões com representantes das comunidades para tratar de projetos regionais (Back et al., 2016; Aldrup et al., 2018; Masci et al., 2018).

Alguns estudos já publicados citam o estilo de liderança do Diretor de Escola como importante influenciador no desempenho da equipe, da melhoria do clima organizacional referente ao ambiente escolar, de motivação do corpo docente e administrativo, e de melhoria no nível de relacionamento com pais e responsáveis pelos alunos e comunidade (Nascimento & Chiusoli, 2019; Nichele & Mello, 2020; Pereira, 2020)

Diversas são as atividades pertinentes à função de Diretor de Escola, e a análise de como a execução dessas tarefas podem contribuir para a melhoria do ensino e do desempenho escolar, pode trazer à luz, necessidades de aperfeiçoamentos na maneira de como essas tarefas estão sendo conduzidas. Uma fonte de dados importante para esse tipo de análise são os questionários do SAEB, pois envolvem perguntas sobre o cotidiano da gestão escolar.

Dessa forma, com base nas atividades dos gestores escolares e amparado pelos resultados do SAEB, esse estudo tem como objetivo central observar quais fatores referentes às atividades dos Diretores de Escola puderam contribuir para o desempenho dos alunos do Ensino Médio, nas avaliações em larga escala do SAEB no ano de 2017.

Para o desenvolvimento dessa pesquisa, logo após a introdução será apresentado o capítulo de Metodologia, que abordou as publicações que fundamentaram o estudo, bem como o método utilizado para o desenvolvimento da pesquisa. Em seguida, os Resultados são apresentados para debate e reflexões e finalmente o capítulo de considerações finais.

2. Metodologia

A metodologia para o desenvolvimento desse estudo está estruturada em Revisão da Literatura, que teve como objetivo observar publicações realizadas sobre o tema dessa pesquisa e complementarmente, Desenvolvimento do Método da Pesquisa, que envolveu a fase de coleta, tratamento e Mineração de Dados Educacionais.

2.1 Revisão da Literatura

As questões relacionadas com os desafios enfrentados pelos Diretores no cotidiano escolar, já foram observadas em pesquisas na área da educação. Fatores como modelos de gestão, dificuldades de acesso a vários tipos de recursos, formação e capacitação da equipe e apoio a comunidade, são exemplos de abordagens encontradas em objetivos de pesquisas já publicadas.

O estudo de Souza & Ribeiro (2017) procurou observar questões teóricas e práticas em relação as atividades do gestor escolar de escolas públicas, procurando delinear um perfil para o gestor contemporâneo, baseado entre a sua formação e os modelos de gestão já existentes no ambiente escolar. Os resultados indicaram que o modelo de gestão vigente nas escolas públicas exige que o gestor seja um profissional multitarefa, além disso, os autores observaram que falta incentivo financeiro e de valorização profissional da função.

Com intuito de observar se as políticas de provimento do cargo de direção da escola, em conjunto com o estilo de liderança do diretor, influenciam o desempenho dos alunos do 5º do Ensino Fundamental na proficiência matemática, Oliveira et al. (2018) analisaram os resultados das edições de 2007, 2009 e 2011 do SAEB e concluíram que existe uma associação positiva entre o estilo de liderança dos diretores com o desempenho dos alunos em matemática. Além disso, os resultados da pesquisa encontraram uma associação negativa entre o desempenho dos alunos em matemática com o estilo de liderança de Diretores que tiveram acesso ao cargo por meio de nomeação.

Com o intuito de observar quais fatores contribuem para a evasão escolar em alunos do Ensino Médio, Colpani (2018) utilizou a técnica de Mineração de Dados Educacionais e a regressão linear nos dados relativos ao Censo Escolar de 2017, e concluiu que o fator que mais contribui para a evasão escolar é taxa de distorção idade-série, indicando com isso que os alunos que estão acima da idade tendem a não concluir o Ensino Médio. Cabe então ao gestor, observar no ambiente escolar alunos que apresentam sinais que possam indicar

dificuldades para prosseguir com os seus estudos, seja por falta de motivação ou ainda pela necessidade de exercer uma atividade laboral, para com isso, desenvolver ações preventivas para esse tipo de evasão,

Amparados pela Mineração de Dados Educacionais e do algoritmo *Naive Bayes*, Fonseca et al. (2018) investigaram os resultados da Prova Brasil do ano de 2013, do estado do Rio de Janeiro, na tentativa de encontrar os fatores que contribuíram para o desempenho dos alunos na proficiência matemática. Como resultados os autores indicaram que 61,43% dos alunos com notas altas nas avaliações estão em escolas que informaram não haver problemas significantes para o exercício das atividades. Além disso, os resultados demonstraram que nessas escolas existe um baixo índice de absentismo do corpo docente, fato esse que pode estar atrelado diretamente com o modelo de gestão escolar.

Também com o uso da técnica de Mineração de Dados Educacionais, Júnior et al., (2019) analisaram a evolução do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDE) das escolas públicas do estado de Maceió. O intuito da pesquisa foi auxiliar os gestores no processo de tomada de decisão para adoção de melhorias das ações que envolvem a gestão escolar. Os resultados obtidos pelo método de regressão linear e Árvore de Decisão, indicaram que os fatores com maior capacidade de influenciar o desempenho dos alunos são o nível de escolaridade dos pais do aluno, o nível de incentivo para os estudos e o nível de compromisso do corpo docente.

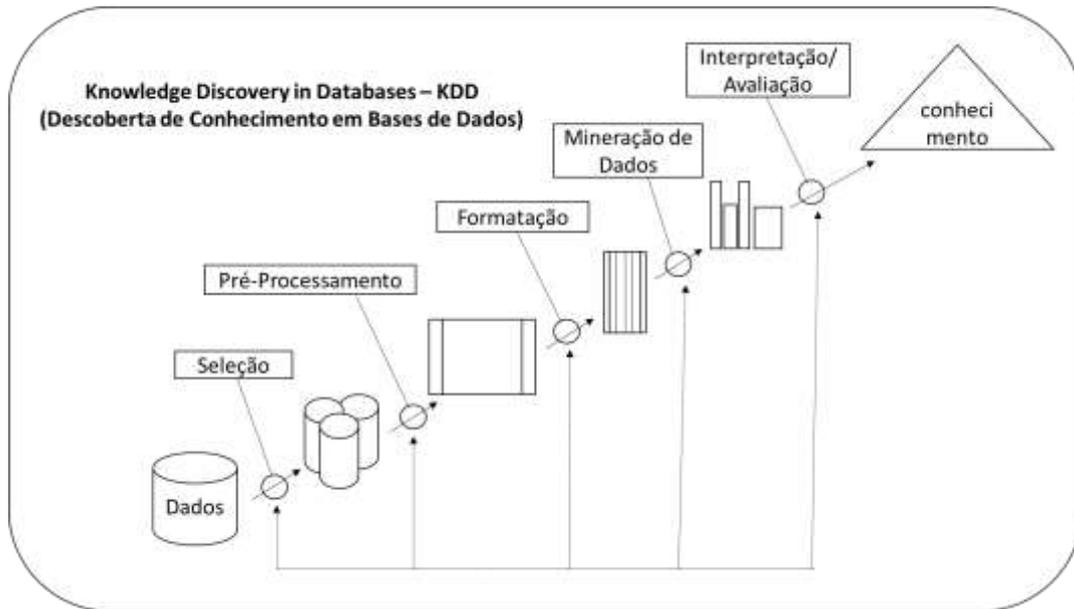
Além desses exemplos citados, outras publicações que utilizaram Mineração de Dados Educacionais foram coletadas e os seus resultados puderam contribuir de forma significativa para o desenvolvimento desse estudo.

2.1.1 Técnica de Mineração de Dados Educacionais

Uma das alternativas para análise de grande volume de dados é a Mineração de Dados Educacionais, pois utiliza algoritmos e aprendizado de máquina, para identificar padrões de comportamento que poderão contribuir no processo de tomada de decisão (Provost & Fawcett, 2016).

A Mineração de Dados faz parte do processo denominado *Knowledge Discovery in Databases* – KDD, (Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados), e pode ser entendido como um processo de várias etapas para identificar padrões em grande conjunto de dados (Fayyad et al., 1996; Goldschmidt et al., 2015; Bezerra & Silva, 2020). A Figura 1 ilustra o processo de KDD.

Figura 1. Processo de Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados.



Fonte: Adaptado de Fayyad et al. (1996).

De acordo com a Figura 1, as tarefas que envolvem Seleção, Pré-Processamento e Formatação dos dados devem ser realizadas antes do processo de Mineração de Dados. Essa sequência se torna necessária por que os dados quando coletados na origem, não estão preparados para a fase de mineração, então, é primordial que os dados brancos, nulos ou preenchidos erroneamente sejam retirados da seleção ou tratados por técnicas apropriadas de mineração. Além disso, e se for preciso, esses dados devem ser formatados para proporcionar um melhor entendimento na fase de análise.

Finalizadas essas etapas, o conjunto de dados devidamente preparado poderá ser utilizado para a Mineração de Dados, e nessa fase, inicialmente deve-se definir qual ou quais algoritmos serão utilizados. *Naive Bayes*, *Decision Tree*, *Random Forest* e *Gradient Boosted Tree*, Redes Neurais, Regressão, são exemplos de algoritmos utilizados em estudos que envolvem predição de comportamento, perfis de consumo, análise de crédito e risco, inclusive análise de desempenhos (Romero & Ventura, 2013; Provost & Fawcett, 2016; Puyalnithi et al., 2016).

Para esse estudo foram utilizados os algoritmos *Naive Bayes*, *Decision Tree*, *Random Forest* e *Gradient Boosted Tree*, para observar se os fatores referentes às atividades dos Diretores de Escola puderam contribuir para o desempenho dos alunos do Ensino Médio, nas avaliações em larga escala do SAEB no ano de 2017.

2.2 Desenvolvimento do Método do Estudo

Como fase inicial desse estudo, foi necessário observar publicações relacionadas ao tema, com objetivo de identificar fatores do ambiente escolar e relacionados com a função de gestão, que já foram analisados por meio da Mineração de Dados. O resultado dessa fase contribuiu para o desenvolvimento dessa pesquisa, no sentido que proporcionou um rol de fatores considerados relevantes para o exercício da função de Diretor de Escola. A partir desse rol de fatores o processo de coleta de dados pode ser definido e planejado.

Como etapa seguinte, foram coletados os dados da avaliação em larga escala do Sistema de Avaliação da Educação Básica-SAEB, da edição de 2017, no site do governo. No pacote de dados publicados pelo governo estavam inclusos os resultados dos alunos nas avaliações, além dos questionários preenchidos pelos professores, pelos Diretores e Representantes de Escola (INEP, 2020b).

O banco de dados completo referente as avaliações do SAEB, da edição de 2017, continha 1.966.507 de alunos do Ensino Médio, 73.674 de Diretores de Escola, 753.668 de Professores e finalmente 73.674 de registros provenientes de Escolas. Importante salientar que não foi possível identificar os respondentes, pois esses não eram identificados por nome, recebem apenas um código identificador referente a escola (IDESCOLA). A partir dos dados coletados a próxima fase foi a de pré-processamento dos dados.

2.2.1 Fase de pré-processamento dos dados

Esse estudo teve como foco os questionários preenchidos pelos Diretores e pelas Escolas que ofertaram o curso Ensino Médio em 2017. Para compor a base de dados inicial para esse estudo, foram relacionados os questionários dos Diretores com as respectivas escolas onde atuavam. Como resultado dessa tarefa, foi criada uma base de dados com o nome de “*DiretoresEscola*”, que serviu para a análise dos dados e conseqüentemente para a fase de Mineração de Dados.

Com a base de dados já separada, o próximo passo foi separar os atributos necessários para essa pesquisa, com base na literatura observada, em conjunto com os formulários disponibilizados no pacote de dados coletados do site do governo. Os formulários direcionados aos Diretores de Escola possuíam 111 questões enquanto que para as Escolas, os formulários possuíam 74 questões. Do conjunto de questões disponíveis desses formulários

foram separados 27 atributos com base nos fatores mencionados na bibliografia. A lista de fatores e questões separadas dos formulários está descrita no Quadro 1.

Quadro 1. Relação de Fatores presentes nos questionários dos Diretores e das Escolas.

Atributos	Questões dos formulários
Questões relacionadas aos Formulários aplicados aos Diretores	
FORMAÇÃO E EXPERIÊNCIA NA FUNÇÃO	
POSGRADUACAO	8. Indique o curso de pós-graduação de mais alta titulação que você possui.
EXP_FUNCAO	16. Há quantos anos você exerce funções de direção?
ORG_TREINAMENTO	26. Nos últimos dois anos, você organizou alguma atividade de formação continuada (atualização, treinamento, capacitação, etc.) nesta escola?
CARACTERÍSTICAS DA EQUIPE ESCOLAR	
CONSELHO_ESCOLA	29. O Conselho Escolar é um colegiado geralmente constituído por representantes da escola e da comunidade que tem como objetivo acompanhar as atividades escolares. Neste ano, quantas vezes se reuniu o conselho escolar?
CONSELHO_CLASSE	31. O Conselho de Classe é um órgão formado por todos os professores que lecionam em cada turma/série. Neste ano e nesta escola, quanta vezes se reuniu o Conselho de Classe?
ABANDONO_ESCOLAR	41. Nesta escola, há alguma ação para redução das Taxas de Abandono?
REPROVACAO_ESCOLAR	42. Nesta escola, há alguma ação para redução das Taxas de Reprovação?
MELHOR_ENSINO_ALUNOS	44. Nesta escola, indique com que frequência você discute com os professores medidas com o objetivo de melhorar o ensino e a aprendizagem dos alunos.
INDIQUE COM QUAL FREQUÊNCIA SÃO DESENVOLVIDAS AS SEGUINTE ATIVIDADES PARA MINIMIZAR AS FALTAS DOS ALUNOS NESTE ANO E NESTA ESCOLA:	
FALTAS_REUNIAO_PAIS	47. Os pais/responsáveis são chamados à escola para conversar sobre o assunto em reunião de pais.
FALTA_INDIVIDUAL_PAIS	48. Os pais/responsáveis são chamados à escola para conversar sobre o assunto individualmente.
EM RELAÇÃO À MERENDA ESCOLAR, COMO VOCÊ AVALIA OS SEGUINTE ASPECTOS:	
MERENDA_REC_FINANCEIROS	62. Recursos financeiros.
MERENDA_QUANT_ALIMENTOS	63. Quantidade de alimentos.
MERENDA_QUALI_ALIMENTOS	64. Qualidade de alimentos.
O FUNCIONAMENTO DA ESCOLA FOI DIFICULTADO POR ALGUM DOS SEGUINTE	

PROBLEMAS?	
FUNC_ESCOLA_REC_FINANCEIROS	67. Insuficiência de recursos financeiros.
FUNC_ESCOLA_INEX_PROF	68. Inexistência de professores para algumas disciplinas ou séries.
FUNC_ESCOLA_FALTA_ADM	69. Carência de pessoal administrativo.
FUNC_ESCOLA_FALTA_PED	70. Carência de pessoal de apoio pedagógico (supervisor, coordenador, orientador educacional).
FUNC_ESCOLA_FALTA_REC_PED	71. Falta de recursos pedagógicos.
FUNC_ESCOLA_INTER_ATIV	72. Interrupção das atividades escolares.
FUNC_ESCOLA_FALTA_PROF	73. Alto índice de faltas por parte dos professores.
FUNC_ESCOLA_FALTA_ALUNOS	74. Alto índice de faltas por parte dos alunos.
FUNC_ESCOLA_ROTAT_PROF	75. Alta rotatividade do corpo docente.
FUNC_ESCOLA_INDISC_ALUNOS	76. Indisciplina por parte dos alunos.
CONSIDERE AS CONDIÇÕES EXISTENTES PARA O EXERCÍCIO DO CARGO DE DIRETOR NESTA ESCOLA:	
EXER_CARGO_INTERF_EXTERNA	77. Há interferência de atores externos em sua gestão?
EXER_CARGO_APOIO_SUPERIORES	78. Há apoio de instâncias superiores?
CARACTERÍSTICAS DA ESCOLA – FORMULÁRIO APLICADO ÀS ESCOLAS	
NIVEL_SOCIOECONOMICO	Nível Socioeconômico da escola
MEDIA_3EM_LP	Valor da Média atribuída pelo governo para Língua Portuguesa
MEDIA_3EM_MT	Valor da Média atribuída pelo governo para Matemática.
Escala_LP	Nível da escala de desempenho referente a Língua Portuguesa
Escala_MT	Nível da escala de desempenho referente a Matemática.

Fonte: Elaborado pelos Autores (2020).

Com a base de dados “DiretoresEscola” pronta, o próximo passo foi a tarefa de tratamento desses dados, ou seja, todos os dados presentes nessa base de dados foram analisados e os dados brancos, nulos ou preenchidos erroneamente foram eliminados. Essa tarefa foi primordial para que não ocorressem erros de interpretação e análise, na fase de Mineração de Dados. Após realizada essa tarefa, do total de 56.614 registros disponíveis na base de dados, só puderam ser utilizados 14.006.

Como próxima fase, foi realizada a formatação dos dados que consistiu na substituição das respostas presentes nos registros, por uma palavra ou sigla que proporcionasse maior ganho de informação, na fase de análise. Com isso, e utilizando o atributo “PosGraduacao” como exemplo, onde estava presente a letra “A”, foi inserido o valor correspondente ao formulário, para esse caso a palavra utilizada foi “NaoFez”.

Em relação ao desempenho da escola, ou seja, as médias atribuídas para Língua Portuguesa e Matemática, foram criados dois Atributos denominados “Escala_LP” e “Escala_MT”. Para observar o nível de desempenho da escola utilizou-se a escala de desempenho atribuída aos alunos do Ensino Médio, dessa forma, a partir das médias atribuídas para as escolas, pode se ter noção sobre em que nível da escala de desempenho a escola está classificada.

Em relação a escala de desempenho dos alunos do Ensino Médio, existe uma variação entre 0 e 500 pontos, sendo que o Nível 1 da escala inicia em 225 pontos e vai progredindo a cada 25 pontos formando intervalos regulares. Assim, o Nível 1 compreende os desempenhos entre 225 e 250 pontos, o Nível 2 de 250 a 275 pontos e assim sucessivamente. A avaliação pressupõe que os alunos que não obtiveram 225 pontos não conseguiram apresentar ainda as habilidades elementares e essenciais compatíveis com sua etapa escolar.

A partir das médias das escolas e das escalas de desempenho dos alunos, foi possível efetuar uma análise preliminar sobre como foi classificado o nível de aprendizado dos alunos dessas escolas. Ressaltando que a média atribuída pelo governo para a escola, foi calculada a partir dos resultados do conjunto de alunos daquela escola, em cada proficiência analisada.

Com isso, os atributos “Escala_LP” e “Escala_MT” foram preenchidos com o nível da escala de desempenho, observando o valor da média escolar de cada proficiência. Apenas para efeitos ilustrativos, para os valores de médias entre 225 e 250 pontos foi atribuído a classificação “Nível 1” no atributo “Escala_LP”, para o intervalo entre 250 e 275 foi atribuído o “Nível 2” e assim sucessivamente, tanto para Língua Portuguesa (Escala_LP) quanto para Matemática (Escala_MT).

Como última fase no processo de tratamento dos dados, foi necessário observar o volume de dados e se esses apresentavam dados isolados, considerados como *outliers*. Após efetuadas as análises necessárias, foram separados os dados que apresentavam valores de médias iguais ou superiores a 225 pontos e inferiores a 350, respectivamente os níveis entre 1 e 5 da escala de desempenho.

Não foram utilizados os dados com médias inferiores a 225 pontos por que essas escolas apresentaram resultados compatíveis com o Nível Zero da escala de desempenho. Já os dados iguais ou superiores a 350 pontos não foram utilizados por que representavam aproximadamente 0,5% de registros em Língua Portuguesa e 2,2% de registros em Matemática, podendo com isso interferir nos resultados apresentados no processo de Mineração de Dados.

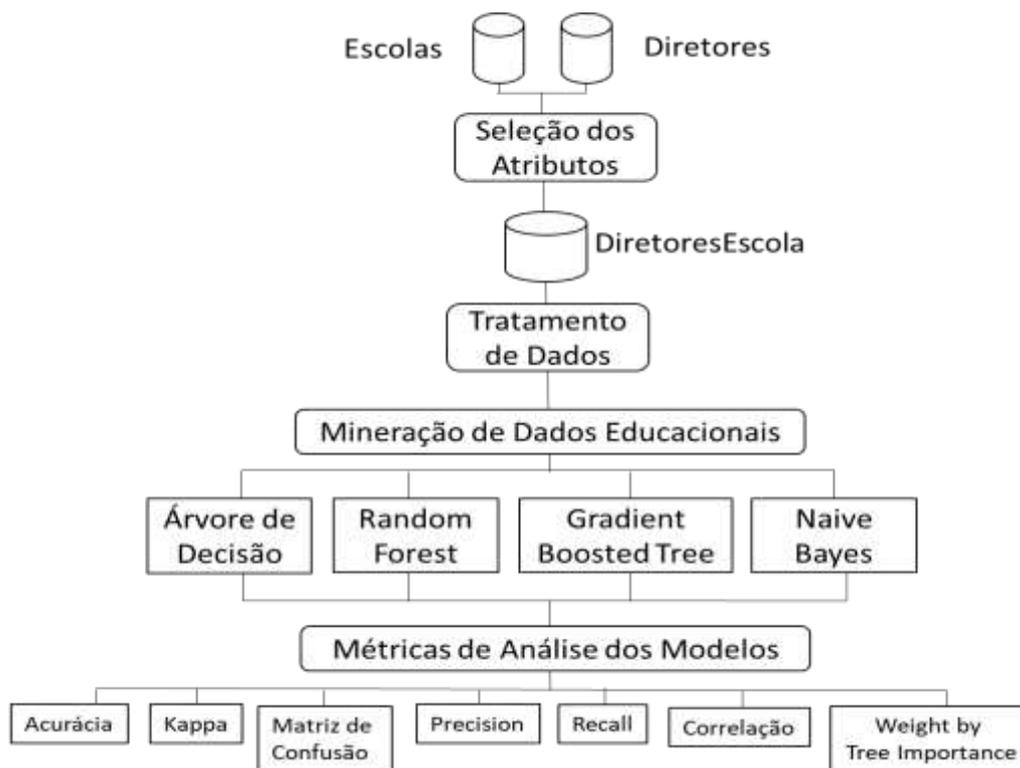
Após realizado esse filtro, o total de registros utilizados para a fase de Mineração de Dados foi de 13.549 para a proficiência Língua Portuguesa e de 13.381, para Matemática, correspondendo respectivamente a 96,7% e 95,5% do total de registros separados (14.006).

Finalmente com a base devidamente preparada a próxima fase consistiu no processo de Mineração de Dados e os resultados alcançados foram analisados com base na bibliografia inicialmente observada.

2.2.2 Fase de Mineração de Dados Educacionais

Inicialmente se torna necessário observar como o processo de Mineração foi conduzido, portanto o fluxo de tarefas foi desenvolvido e o resultado está ilustrado na Figura 2.

Figura 2. Etapas para o desenvolvimento da fase de Mineração de Dados.



Fonte: Elaborado pelos Autores (2020).

Com o fluxo de tarefas desenvolvido o próximo passo foi executar os algoritmos de mineração, para isso foi utilizado o software *RapidMiner* versão estudante. Os algoritmos escolhidos, conforme já descrito, foram *Naive Bayes*, *Árvore de Decisão*, *Random Forest* e *Gradient Boosted Tree*.

O algoritmo *Naive Bayes* é considerado um classificador probabilístico baseado no Teorema de Bayes criado pelo matemático Thomas Bayes, que tem como lógica a probabilidade condicional, ou seja, qual a probabilidade do evento X ocorrer dado o evento Y. A fórmula que esse algoritmo utiliza para prever os resultados é:

$$p\left(\frac{A}{B}\right) = P\left(\frac{B}{A}\right)P(A)/P(B) \quad 1)$$

O cálculo da densidade de probabilidade, utilizada na representação dos resultados desse algoritmo, é a soma das probabilidades de cada classe multiplicada por sua função densidade de probabilidade, sua fórmula é:

$$P(x) = \sum_i P(C_i)P\left(\frac{X}{C_i}\right) \quad 2)$$

Onde:

P(x): densidade de probabilidade

P(C_i): probabilidade a priori da classe C_i

P(X/C_i): função densidade de probabilidade da classe C_i

As Árvores de Decisão são normalmente utilizadas em modelos de classificação e regressão, e podem ser baseadas em algoritmos como J48, C.45, ID3, CART, *Random Forest*, *Gradient Boosted Tree*. Outro ponto em comum em Árvores de Decisão é que podem ser supervisionadas ou não. Quando utilizado o método supervisionado, é necessário que exista um atributo alvo de predição para o desenvolvimento das árvores, e nesse modelo, o algoritmo se encarrega de encontrar os melhores pontos de poda para montar a Árvore, com os atributos que apresentaram os melhores ganhos de informação.

A partir do conjunto de dados o algoritmo utilizado para Árvore de Decisão executa o cálculo com base na Entropia, para encontrar o melhor ponto de corte para os nós. Após efetuados todos os cálculos é indicado como nó principal aquele que apresentou maior ganho de informação, e a partir desse nó todas as outras ramificações ou folhas são acrescentadas. Para calcular o ganho de informação é necessário escolher um dos critérios que são: *Accuracy*, *Information_gain*, *Gain_ratio*, *Least_Square*. Dessa forma pode-se entender que o atributo mais importante, com base na Entropia e no Ganho de Informação, está no topo da árvore. A fórmula utilizada para o cálculo da Entropia é:

$$Entropy(Y) = \sum_i p(c/Y) \log_2 p(c/Y) \quad 2)$$

Onde Y é o conjunto de casos e $p(c/Y)$ o valor de Y é a proporção da classe c.

Para esse estudo foi escolhido para o cálculo de ganho de informação o critério “*Gain ratio*”, que ajusta o valor do critério “*Information gain*” para cada atributo, permitindo uniformidade e amplitude dos valores do atributo. A fórmula utilizada para cálculo do ganho de informação pelo critério *Gain_ratio* é:

$$Gain\ Ratio = New\ Ratio - Old\ Ratio \quad 3)$$

As Árvores de Decisão Random Forest e Gradient Boosted Tree são consideradas como algoritmos mais robustos e os seus resultados normalmente são por meio de um conjunto de árvores, que podem ser analisadas com base nos fatores de maior ganho de informação ou de importância da árvore.

As *Random Forest* ou Floresta de Árvores são consideradas um método de aprendizado em conjunto (Ensemble). O algoritmo utiliza para criar a floresta de árvores o método de *Bootstrap Agregating*, ou *Bagging*, que gera um conjunto de dados por amostragem *bootstrap* da base de dados utilizado no processo, e o conjunto de resultados pode proporcionar um melhor resultado geral. São criadas várias pequenas árvores com baixo desempenho, mas que quando analisadas em conjunto se tornam uma boa alternativa para predição de atributos, pois utiliza a média entre as árvores para indicar os atributos de maior importância.

Já o *Gradient Boosted Tree* também utiliza a lógica de aprendizado em conjunto, podendo ser comparado com o *Random Forest* e em alguns aspectos até pode ser semelhante, mas esse algoritmo utiliza como critério para a criação do conjunto de árvores, a otimização da função de perda, com isso sempre que ele cria uma nova árvore ele tenta corrigir os erros da árvore anterior no conjunto, utilizando para isso a taxa de aprendizagem.

O classificador bayesiano, bem como as Árvores de Decisão, pode fornecer informações e conhecimento suficientes para auxiliar o processo de tomada de decisão por parte dos gestores escolares. Nesse estudo as tarefas de Mineração de Dados Educacionais foram amparadas pelo software *RapidMiner*. E os modelos de classificação foram conduzidos pelo método supervisionado, ou seja, os algoritmos foram executados utilizando um atributo alvo que são as escalas de desempenho, “Escala_LP” ou “Escala_MT”.

Para executar os algoritmos, os dados foram separados por meio de Split de dados na proporção de 70/30, além disso foi utilizado o operador *Cross Validation* que separa o conjunto de dados em 10 partes iguais. Desse total, o operador separa uma parte para efetuar os testes e as demais partes, para treinamento do modelo. O uso desse operador pode produzir resultados com boa estimativa de desempenho em conjunto de dados.

Na execução dos algoritmos *Árvore de Decisão*, *Random Forest* e *Gradient Boosted Tree* foram realizados diversos testes utilizando combinações de quantidade de ramificações, e o valor que apresentou melhor desempenho para os três algoritmos foi com o total de 10 ramificações, dessa forma o critério depth ficou igual a 10.

No *Random Forest* e *Gradient Boosted Tree* também foram testadas várias combinações para quantidade de árvores, e a combinação que apresentou melhor ganho de informação foi com o total de 100 árvores. Os critérios utilizados para cada algoritmo estão descritos no Quadro 2.

Quadro 2. Critérios para execução dos algoritmos na fase de Mineração de Dados Educacionais.

Critérios	Algoritmos			
	Árvore de Decisão	<i>Random Forest</i>	<i>Gradient Boosted Tree</i>	<i>Naive Bayes</i>
Split de dados	70/30	70/30	70/30	70/30
Cross Validation	k=10	k=10	k=10	K=10
Depth	n=10	n=10	n=10	Não se aplica
Total de Árvores	1	100	100	Não se aplica

Fonte: Desenvolvido pelos autores (2020).

A análise dos modelos foi realizada por meio das métricas de validação sendo elas a Acurácia, Índice Kappa, Matriz de Confusão, *Recall*, *Precision* e Importância da *Árvore (Weight by Tree Importance)*. Os resultados encontrados nessa fase de mineração são apresentados a seguir.

3. Resultados e Discussões

O objetivo desse estudo foi observar se os fatores referentes às atividades dos Diretores de Escola puderam contribuir para o desempenho dos alunos do Ensino Médio, nas avaliações em larga escala do SAEB no ano de 2017. Após a coleta e tratamento de dados, a fase de mineração de dados educacionais foi realizada e os resultados estão descritos no Quadro 3.

Quadro 3. Resultados da Mineração de Dados para Língua Portuguesa e Matemática.

Critérios de Avaliação	Língua Portuguesa				Matemática			
	DT	RF	GBT	NB	DT	RF	GBT	NB
Acurácia	70,36%	73,40%	73,25%	68,70%	69,35%	71,89%	71,56%	66,39%
Kappa	0,559	0,610	0,609	0,539	0,544	0,587	0,583	0,508
Recall	65,72%	69,83%	70,67%	64,24%	60,78%	64,31%	64,26%	60,30%
Precision	68,79%	72,52%	71,97%	63,38%	64,65%	69,70%	67,47%	58,75%
Correlation	68,40%	71,00%	70,90%	64,60%	65,40%	68,50%	68,50%	62,10%

DT= Árvore de Decisão - RF= Random Forest - GBT= Gradient Boosted Tree - NB =Naive Bayes

Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

Dentre os algoritmos utilizados o que apresentou o melhor desempenho foi o *Random Forest*, tanto quando utilizado como atributo alvo o nível da escala de Língua Portuguesa (Escala_LP) quanto para o nível da escala em Matemática (Escala_MT). Observa-se que de acordo com os resultados descritos no Quadro 3, que os desempenhos apresentados pelos algoritmos obtiveram bons índices de desempenho, no entanto o *Random Forest* foi levemente superior.

Complementando a fase de análise dos desempenhos apresentados pela mineração, outro critério que pode oferecer bom nível de informação para análise desses desempenhos, é a Matriz de Confusão. Essa matriz é uma técnica que utiliza estatística para avaliar o nível de eficiência das predições realizadas por um determinado modelo. No modelo produzido pela mineração pode ser que uma ocorrência verdadeiramente negativa pode ter sido classificada como positiva, ou vice e versa, com isso a matriz pode auxiliar na análise dos resultados produzidos. Para produzir a matriz são avaliadas quatro condições:

- TP (True Positive): número de ocorrências positivas que foram classificadas como positivas;
- FP (False Positive): número de ocorrências negativas que foram classificadas como positivas;
- TN (True Negative): número de ocorrências negativas que foram classificadas como negativas;
- FN (False Negative): número de ocorrências positivas que foram classificadas como negativas.

A Matriz de Confusão referente ao algoritmo *Random Forest* para as proficiências Língua Portuguesa e Matemática estão descritas nos Quadros 4 e 5.

Quadro 4. Matriz de Confusão para a Proficiência Língua Portuguesa.

Língua Portuguesa						
Verdadeiro	Level_2	Level_3	Level_1	Level_4	Level_5	Class Precision
Level_2	3325	541	509	4	1	75.91%
Level_3	537	1526	6	163	3	68.28%
Level_1	498	2	1564	0	0	75.78%
Level_4	3	107	0	355	97	63.17%
Level_5	1	0	0	51	192	78.69%
Class Recall	76.19%	70.13%	75.23%	61.95%	65.53%	

Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

Quadro 5. Matriz de Confusão para a Proficiência Matemática.

Matemática						
Verdadeiro	Level_2	Level_3	Level_1	Level_4	Level_5	Class Precision
Level_2	3253	588	556	7	0	73.86%
Level_3	471	1431	1	242	7	66.50%
Level_1	491	9	1607	0	0	76.27%
Level_4	3	71	0	293	126	59.43%
Level_5	0	5	0	56	151	71.23%
Class Recall	77.12%	68.01%	74.26%	49.00%	53.17%	

Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

Os resultados das matrizes de confusão indicaram que houve uma boa classificação em todos os níveis analisados. O próximo passo então, foi observar quais os principais fatores indicados pelo *Random Forest* que influenciaram no desempenho para Língua Portuguesa e Matemática. Ressaltando que o atributo alvo para execução os algoritmos foi o nível da escala de desempenho, então para Língua Portuguesa o atributo alvo foi “Escala_LP” e para Matemática o “Escala_MT”. Os resultados referentes aos atributos mais importantes, com base no Peso de Importância da Árvore, estão descritos no Quadro 6.

Quadro 6. Resultados referentes ao operador Peso de Importância da Árvore.

Peso de Importância da Árvore (Weight by Tree Importance)			
LP		Matemática	
EXP_FUNCAO	1,0	EXP_FUNCAO	1,0
Escala_MT	0,533	POSGRADUACAO	0,553
MELHOR_ENSINO_ALUNOS	0,532	ORG_TREINAMENTO	0,553
REPROVACAO_ESCOLAR	0,511	Escala_LP	0,535
POSGRADUACAO	0,508	NIVEL_SOCIOECONOMICO	0,528
ORG_TREINAMENTO	0,506	REPROVACAO_ESCOLAR	0,515
FALTAS_REUNIAO_PAIS	0,495	MELHOR_ENSINO_ALUNOS	0,496
NIVEL_SOCIOECONOMICO	0,456	FALTAS_REUNIAO_PAIS	0,484
FALTA_INDIVIDUAL_PAIS	0,440	MERENDA_REC_FINANCEIROS	0,479
FUNC_ESCOLA_REC_FINANCEIROS	0,437	FUNC_ESCOLA_REC_FINANCEIROS	0,430
MERENDA_REC_FINANCEIROS	0,434	FALTA_INDIVIDUAL_PAIS	0,428
CONSELHO_CLASSE	0,404	ABANDONO_ESCOLAR	0,381
ABANDONO_ESCOLAR	0,385	CONSELHO_CLASSE	0,381
FUNC_ESCOLA_FALTA_ADM	0,371	FUNC_ESCOLA_INEX_PROF	0,343
FUNC_ESCOLA_INEX_PROF	0,371	FUNC_ESCOLA_FALTA_ADM	0,339
CONSELHO_ESCOLA	0,306	MERENDA_QUANT_ALIMENTOS	0,334
MERENDA_QUANT_ALIMENTOS	0,294	FUNC_ESCOLA_FALTA_PED	0,262
FUNC_ESCOLA_FALTA_PED	0,287	CONSELHO_ESCOLA	0,260
FUNC_ESCOLA_FALTA_REC_PED	0,282	FUNC_ESCOLA_FALTA_REC_PED	0,259
MERENDA_QUALI_ALIMENTOS	0,247	MERENDA_QUALI_ALIMENTOS	0,243
FUNC_ESCOLA_FALTAS_PROF	0,207	FUNC_ESCOLA_ROTAT_PROF	0,193
FUNC_ESCOLA_ROTAT_PROF	0,174	EXER_CARGO_INTERF_EXTERNA	0,186
FUNC_ESCOLA_FALTAS_ALUNOS	0,163	FUNC_ESCOLA_FALTAS_ALUNOS	0,173
FUNC_ESCOLA_INTERRUP_ATIV	0,153	FUNC_ESCOLA_FALTAS_PROF	0,167
EXER_CARGO_INTERF_EXTERNA	0,146	FUNC_ESCOLA_INTERRUP_ATIV	0,159
FUNC_ESCOLA_INDISC_ALUNOS	0,135	FUNC_ESCOLA_INDISC_ALUNOS	0,145
EXER_CARGO_APOIO_SUPERIORES	0,0	EXER_CARGO_APOIO_SUPERIORES	0,0

Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

No Quadro 6, pode-se observar que os primeiros oito atributos são bem semelhantes para as duas proficiências, em se tratando de importância. O que fica evidente é o primeiro fator, “Experiência na Função” do Diretor, ou seja, para as duas proficiências analisadas o peso maior de Importância da Árvore sinaliza que o desempenho dos alunos pode ser diretamente influenciado por esse atributo. Os outros sete atributos com maior relevância estão diretamente relacionados com as atividades de gestão, e com isso, os resultados práticos referentes a como cada atributo é operacionalizado no ambiente escolar, podem ser influenciados pela experiência do diretor. Esses sete atributos são:

- Nível de desempenho escolar conforme escalas (Escala_MT ou Escala_LP).
- Se existe no ambiente escolar, debate com os professores para propor medidas com o objetivo de melhorar o ensino e a aprendizagem dos alunos (MELHOR_ENSINO_ALUNOS).
- Se existe ações para reduzir a Reprovação Escolar (REPROVACAO_ESCOLAR).
- O nível de formação do Diretor em relação à sua Pós-Graduação (POSGRADUACAO).
- Se o Diretor organiza treinamentos e capacitações (ORG_TREINAMENTO).
- Se o Diretor convoca os pais/responsáveis para conversar, em reunião de pais, sobre o nível de faltas dos seus filhos, e finalmente
- O Nível Socioeconômico da escola (NIVEL_SOCIOECONOMICO).

A experiência em gestão pode ser adquirida pelo tempo de exercício na função, mas pode incluir também as percepções como os gestores observam as diversas demandas do ambiente escolar, e a flexibilidade na tomada de decisão que deve ser amparada por um modelo de gestão democrática, e isso pode fazer a diferença na condução das atividades rotineiras de uma escola (Souza & Ribeiro, 2017; Barros et al., 2019; Pereira & Gasque, 2019; Souza, 2020;).

Em relação ao nível de instrução do Diretor, a formação acadêmica se torna importante à medida que os profissionais adquirem mais conhecimentos, possuem espaços para promover debates com temas referentes às suas atividades profissionais, podendo inclusive, observar novas tendências da área de gestão escolar, tanto em práticas que auxiliem a equipe pedagógica, quanto nas atividades relacionadas à integração escola e comunidade (Vieira & Bussolotti, 2018; Marangoni et al., 2019; Moraes et al., 2020; Ribeiro et al., 2019; Zambello et al., 2019).

No ambiente escolar, uma das tarefas que demandam maior tempo no cotidiano escolar, e que tem seus resultados amparados pelo nível de experiência dos Diretores, é a questão da condução das equipes, seja ela administrativa ou pedagógica. Tarefas como Organizar Treinamentos para capacitação das equipes se torna importante à medida que novas habilidades podem ser desenvolvidas para o auxílio de todos os envolvidos no ambiente escolar, seja o corpo docente, os alunos ou até mesmo a comunidade (Vieira & Bussolotti, 2018; Freitas, 2019).

A reprovação escolar é um atributo que demanda atenção pelos gestores escolares, pois as questões que podem levar à reprovação podem ter diversas origens, desde a desmotivação para os estudos, questões familiares, questões de saúde, e ainda aspectos

relacionados com as atividades pedagógicas (Paula et al., 2018; Garcia et al., 2019;). Os gestores devem estar alinhados com todas essas demandas a fim de tentar evitar que os alunos não consigam aprovação nos cursos que estão estudando (Mohr & Naujorks, 2017). O nível de experiência dos Diretores pode ser primordial para o desenvolvimento de ações eficazes no combate à reprovação escolar. Importante observar que somada a outras questões, os alunos com reprovação escolar podem optar por abandonar definitivamente seus estudos (Góis & Rocha, 2019; Santos, 2019).

O apoio da família junto à escola é primordial para que o nível de relacionamento entre aluno-família-escola possa ser fortalecido. As dificuldades que os alunos possam ter, em relação à aprendizagem e ao nível de faltas, devem ser discutidas no ambiente escolar, reunindo para esse fim os Diretores, pais ou responsáveis pelos alunos e o corpo docente. As ações consideradas alternativas para solucionar questões como essas, após elaboradas, podem estar diretamente relacionadas com as atividades de gestão escolar, e a qualidade dos resultados alcançados pela implantação dessas ações, reflete o nível de experiência do Diretor de Escola (Oliveira et al., 2017; Santos, 2017; Soares et al., 2018; Dallazem & Coelho, 2019; Silva & Leal, 2020).

Foram encontradas publicações que tratam das questões envolvendo o nível socioeconômico dos alunos em relação aos seus desempenhos em Língua Portuguesa ou Matemática. Isso demonstra que, essa preocupação já ocupa um lugar no debate sobre os impactos da economia no desenvolvimento educacional dos indivíduos e da família.

A qualidade de acesso a renda vem se agravando ao longo do tempo, por exemplo, o Brasil não consegue evoluir no ranking referente ao Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) que mede a desigualdade social no país. Em 2017 o Brasil ocupava o 78º lugar já em 2018 caiu para 79º, em um ranking que contempla 189 países e territórios, desenvolvido pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento – PNUD (ONU, 2019).

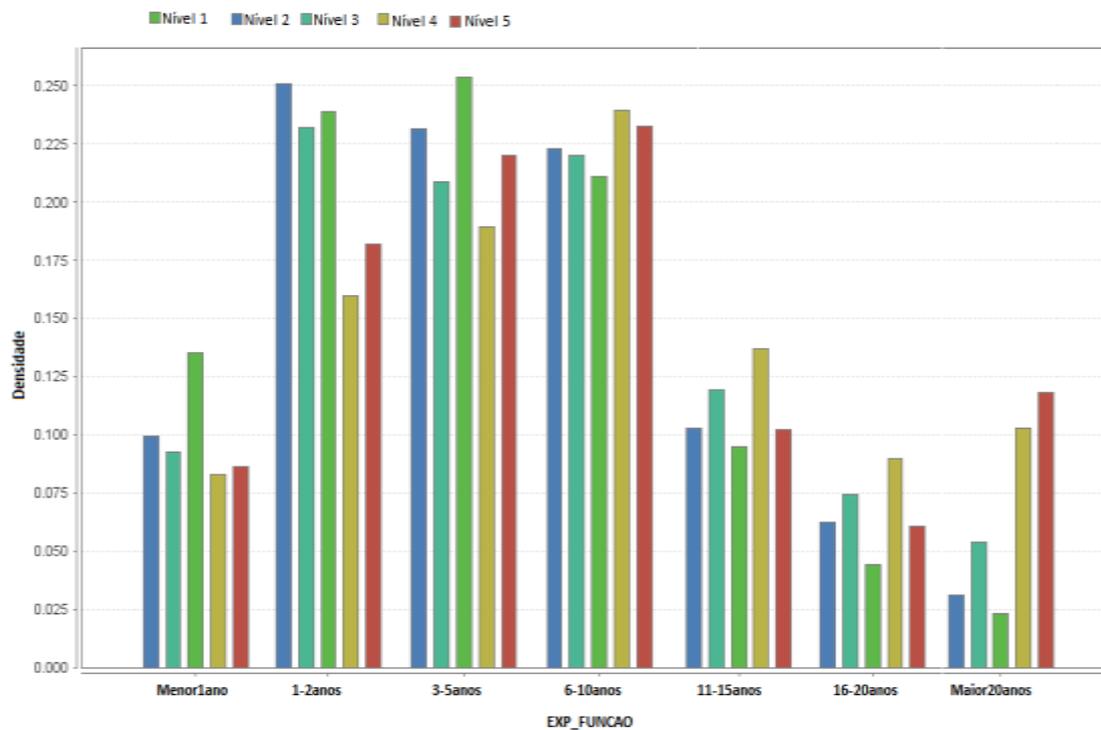
O nível socioeconômico pode ilustrar o poder aquisitivo da família, podendo justificar com isso, a qualidade do nível de acesso a recursos de ensino aprendizagem, como exemplo recursos tecnológicos e Internet. O nível socioeconômico da família, inclusive, pode influenciar a autoestima dos alunos, principalmente entre aquelas de condição socioeconômica mais desfavorecida (Tabernerero et al., 2017). Já o desempenho escolar pode ser influenciado por questões relacionadas ao nível socioeconômico, em vários aspectos como relatam Matos & Rodrigues (2016), Almeida (2017), Silva & Silva (2018), Bassetto (2019) e Araujo et al. (2020).

Além desses fatores descritos, como influenciadores do desempenho escolar, os

gestores precisam enfrentar condições diversas em suas escolas, envolvendo plano pedagógico, questões de infraestrutura, planejamento para a participação dos alunos nas avaliações em larga escala brasileiras, capacitação do corpo docente, projetos para a comunidade, sem levar em conta que todas essas atividades necessitam de recursos financeiros, constantemente em falta (Colares & Siqueira, 2017; Lefone, 2017; Núñez, 2019; Oliveira et al., 2019; Sá et al., 2020).

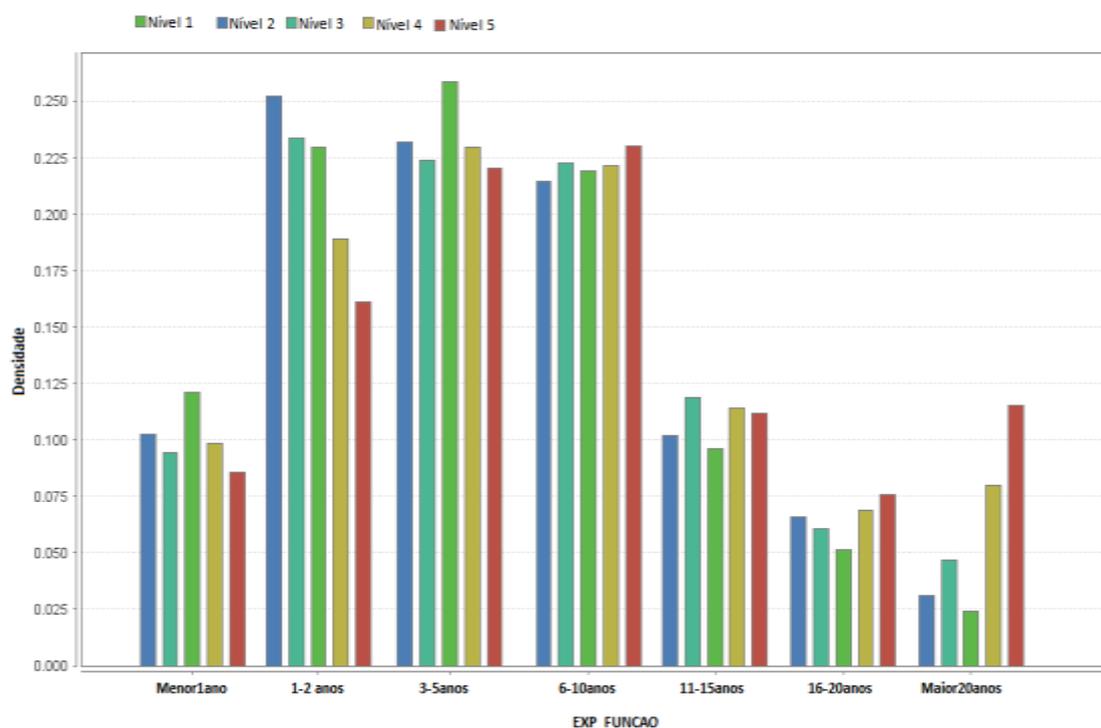
De forma a ilustrar o atributo mais importante, segundo o Quadro 6, este foi representado por gráfico gerado pelo algoritmo *Naive Bayes*, tanto para proficiência Língua Portuguesa (Figura 3) quanto para Matemática (Figura 4).

Figura 3. Resultados do atributo Tempo de Experiência na Função, para Língua Portuguesa.



Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

Figura 4. Resultados do atributo Tempo de Experiência na Função, para Matemática.

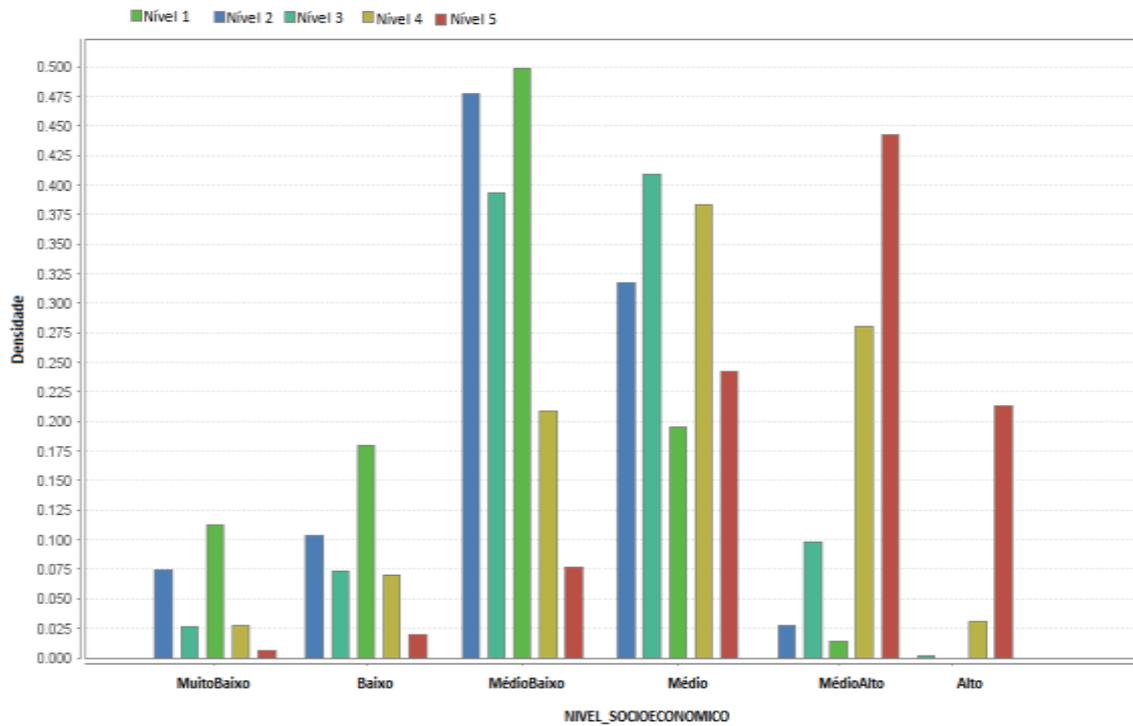


Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

Pode-se observar nas Figuras 3 e 4 que a experiência na função pode contribuir para o desempenho escolar, pois os desempenhos apresentados pelas escolas, e que são compatíveis com os níveis 4 e 5 da escala de desempenho, vão se acentuando a partir do tempo de experiência “3-5anos”, até ficar em evidência quando o Diretor ultrapassar mais de vinte anos de experiência na função

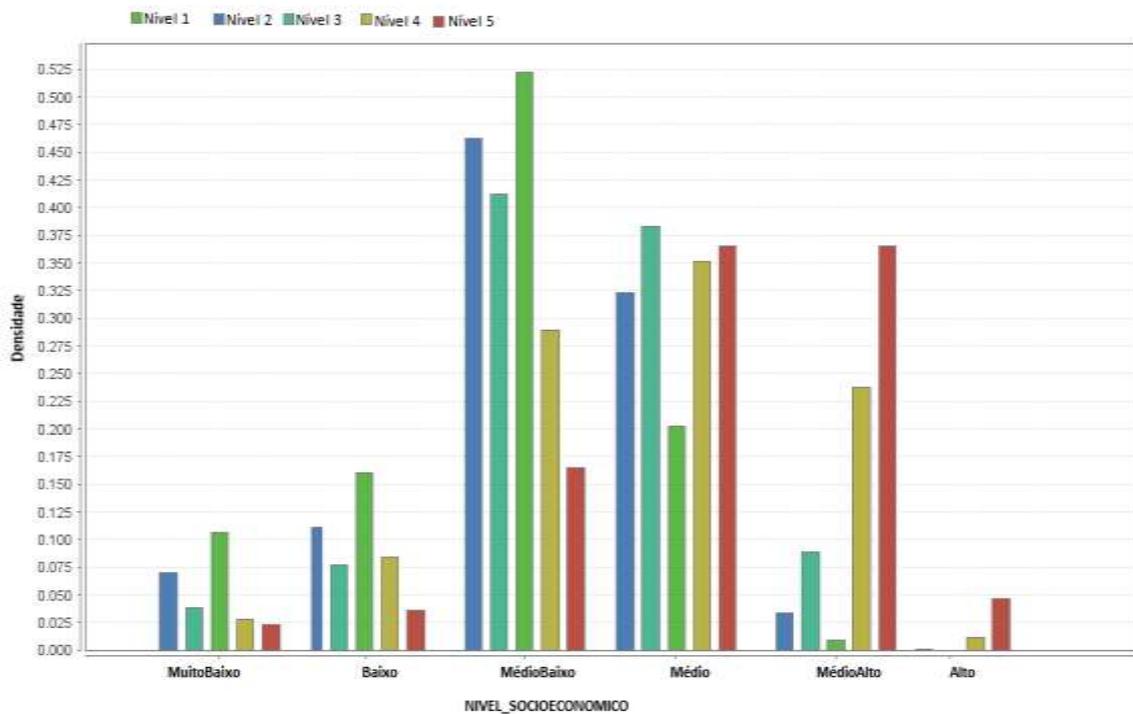
Outro atributo muito citado na bibliografia e que merece um destaque nesse estudo, por que também ficou entre os oito atributos com maior poder de influenciar o desempenho escolar, de acordo com o Quadro 6, é o Nível Socioeconômico. Então, de forma a representar graficamente esse atributo, as Figuras 5 e 6 ilustram os resultados para Língua Portuguesa e Matemática, respectivamente.

Figura 5. Resultados do atributo Nível Socioeconômico, para Língua Portuguesa.



Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

Figura 6. Resultados do atributo Nível Socioeconômico, para Matemática.



Fonte: Desenvolvido pelos Autores (2020).

De acordo com os resultados apresentados nas Figuras 5 e 6, e convergindo com a bibliografia, fica evidente que o Nível Socioeconômico é atributo importante e influenciador do desempenho escolar dos alunos. Observa-se que a partir do Nível Socioeconômico Médio, evoluindo para Médio Alto e Alto, o desempenho das escolas vai aumentando consistentemente, chegando a total evidência no Nível Socioeconômico Alto. De certo que alunos com maior poder aquisitivo podem ter melhor acesso a recursos de aprendizagem, incluindo informática e Internet.

Cada escola tem sua realidade, então um estudo mais minucioso dos atributos apresentados no Quadro 6, com maior peso de Importância, pode contribuir para o desenvolvimento de planos de ação para serem implantados no ambiente escolar, com intuito de melhorar positivamente a influência desses atributos, não só para o desempenho escolar dos alunos, mas também no modelo de gestão da escola.

4. Considerações Finais

De forma a observar quais atributos oriundos das atividades dos Diretores de Escola puderam contribuir para o desempenho escolar dos alunos do Ensino Médio, em avaliações de larga escala do SAEB, na edição de 2017, esse estudo analisou em conjunto com a bibliografia disponível, os resultados dessa edição com as respostas dos questionários aplicados ao Diretores de Escola. O desenvolvimento desse estudo foi amparado pela técnica de Mineração de Dados Educacionais e envolveu os algoritmos para o desenvolvimento de *Árvore de Decisão*, *Random Forest*, *Gradient Boosted Tree* e *Naive Bayes*.

Após a fase de seleção, pré-processamento, tratamento dos dados e da Mineração de Dados, os resultados indicaram que o algoritmo *Random Forest* apresentou o melhor desempenho tanto para a proficiência Língua Portuguesa quanto para Matemática. Em relação aos atributos que puderam influenciar o desempenho escolar, o mais importante foi o Tempo de Experiência na função, resultado esse, que também foi corroborado pelo gráfico gerado pelo algoritmo *Naive Bayes* e pela bibliografia. Uma lista de atributos, com base nos resultados do operador de Peso de Importância da *Árvore* foi criada e ilustrada no Quadro 6.

A contribuição desse artigo está principalmente na descoberta do atributo Tempo de Experiência na Função (EXP_FUNCTION) como fator preditor do desempenho escolar. Esse atributo pode inclusive estar relacionado com a qualidade dos resultados de ações promovidas pelos gestores, no ambiente escolar. Ações como organização de treinamentos e capacitação das equipes, combate à reprovação escolar, relacionamento com pais e responsáveis para

promover melhorias na aprendizagem dos alunos e combater o índice de faltas e ainda se os Diretores promovem debates junto ao corpo docente para desenvolver práticas pedagógicas com intuito de melhorar a aprendizagem dos alunos, estão diretamente relacionadas com as atividades de gestão e podem ter seus resultados influenciados pela experiência desse Gestor Escolar.

Além disso as questões relacionadas ao Tempo de Experiência, Organização de Treinamentos e ações relacionadas as atividades pedagógicas podem contribuir para o desenvolvimento de melhorias nos planos de carreira, tanto da função de Diretor quanto do corpo docente.

Outro atributo importante, de acordo com o Quadro 6, para influenciar o desempenho dos alunos é o Nível Socioeconômico da escola. Esse atributo é citado em várias publicações e foi confirmado nesse estudo por meio dos resultados encontrados. De certo que escolas que possuem alunos com melhor poder aquisitivo podem apresentar um diferencial no nível de aprendizado, pois esses alunos têm melhores condições de acesso a recursos de tecnologia, internet, livros e inclusive questões envolvendo saúde e alimentação.

Infelizmente a escola não tem poderes para influenciar diretamente no nível socioeconômico dos alunos e suas famílias, mas os Diretores podem desenvolver planos de ação que visem contribuir com mais e melhor acesso a recursos de ensino aprendizagem, pelos alunos com menor poder aquisitivo, influenciando positivamente o nível de equidade entre os alunos da escola.

O estudo minucioso dos fatores preditores para o desempenho escolar, resultados dessa pesquisa, pode contribuir para um debate envolvendo políticas públicas, com intuito de promover melhorias no sistema escolar, para prover condições de gestão mais amplas e com mais recursos. Além disso, propostas para atualizações em planos de carreira, reforçando o tempo de experiência dos profissionais podem ser desenvolvidas, tanto para membros da gestão escolar quanto para o corpo docente.

Como sugestão de melhoria para a formação acadêmica dos gestores, é a inclusão nos curriculuns, dos cursos de graduação direcionados para a educação e gestão escolar, de conteúdos mais atualizados e direcionados com as necessidades da função de Diretor, apenas como exemplos de conteúdos, aqueles relacionados com a Liderança e Desenvolvimento de Equipes, Gestão Financeira e Sistemas de Informação, poderiam contribuir muito com a rotina do Diretor de escola.

Como a maioria das pesquisas realizadas essa também encontrou limitações, uma delas está diretamente relacionada ao preenchimento dos questionários. Muito Diretores de

Escola não preencheram corretamente seus questionários, ou ainda, deixaram em branco. Outra limitação está relacionada com a complexidade escolar, ou seja, não foi possível associar os resultados da escola com o nível de complexidade de gestão escolar, com isso, escolas com poucas turmas e poucos alunos podem apresentar melhores desempenhos nas avaliações e vice-versa.

Seria interessante em pesquisas futuras replicar a metodologia desse estudo em outros níveis de avaliação em larga escala, como a avaliação para alunos do Ensino Fundamental do 5º ou 9º anos, para alunos que realizaram avaliações do PISA e ainda, para alunos que realizaram os exames do ENEM. Ainda assim, a metodologia desse estudo poderia ser replicada nos resultados dos alunos do Ensino Médio para edição do SAEB 2019, assim que os resultados estiverem disponíveis.

Referências

- Aldrup, K., Klusmann, U., Lüdtke, O., Göllner, R., & Trautwein, U. (2018). Social support and classroom management are related to secondary students' general school adjustment: A multilevel structural equation model using student and teacher ratings. *Journal of Educational Psychology, 110*(8), 1066–1083. <https://doi.org/10.1037/edu0000256>
- Almeida, L. C. (2017). As desigualdades e o trabalho das escolas: Problematizando a relação entre desempenho e localização socioespacial. *Revista Brasileira de Educação, 22*(69), 361–384. <https://doi.org/10.1590/s1413-24782017226919>
- Araujo, J. M. de, Martin, D. G., Ferreira, M. A. M., & Faria, E. R. de. (2020). Fatores determinantes do desempenho educacional no Sudeste Brasileiro. *Gestão e Sociedade, 14*(38), 3507–3525. <https://doi.org/10.21171/ges.v14i2.2942>
- Back, L. T., Polk, E., Keys, C. B., & McMahon, S. D. (2016). Classroom management, school staff relations, school climate, and academic achievement: Testing a model with urban high schools. *Learning Environments Research, 19*(3), 397–410. <https://doi.org/10.1007/s10984-016-9213-x>
- Barros, Á. G. de, Ramos, R. R., Marins, C. de S., & Oliveira, F. H. B. de. (2019). A Relevância da formação continuada para os Gestores Escolares da rede pública.

LinkSciencePlace - Interdisciplinary Scientific Journal, 6(3), Article 3.
<http://revista.srvroot.com/linkscienceplace/index.php/linkscienceplace/article/view/722>

Bassetto, C. F. (2019). Family background and school performance: An approach with binary variables from SARESP results. *Revista Brasileira de Estudos de População*, 36.
<https://doi.org/10.20947/s0102-3098a0077>

Bezerra, L. N. M., & Silva, M. T. (2020, outubro 1). Educational Data Mining Applied to a Massive Course [Article]. *International Journal of Distance Education Technologies(IJDET)*.
www.igi-global.com/article/educational-data-mining-applied-to-a-massive-course/263759

Brasil. (1988). *Constituição Federal—Texto base e suas alterações*.
http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm

Brasil. (1996). *Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996, Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional*. http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L9394.htm

Brito, M. V. S. de. (2017). *Determinantes do sucesso escolar: Uma análise multinível a partir dos dados do Pisa 2015* (Dissertação de Mestrado). Universidade de Brasília, Brasília, DF, Brasil. <http://repositorio.unb.br/handle/10482/24535>

Calixto, K., Segundo, C., & Gusmão, R. P. de. (2017). Mineração de dados aplicada a educação: Um estudo comparativo acerca das características que influenciam a evasão escolar. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE)*, 28(1), 1447. <https://doi.org/10.5753/cbie.sbie.2017.1447>

Cária, N. P., & Lambert-de-Andrade, N. (2016). Democratic Management at school: In search of participation and leadership. *Revista Eletrônica de Educação*, 10(3), 25–40.
<https://doi.org/10.14244/198271991907>

Colares, M. L. I. S., & Siqueira, A. O. dos S. (2017). Desafios da Gestão da Escola de Tempo Integral. *Cadernos de Pesquisa*, 24(3), 72–86. <https://doi.org/10.18764/2178-2229.v24n3p72-86>

Colpani, R. (2018). Mineração de Dados Educacionais: Um estudo da evasão no ensino médio com base nos indicadores do Censo Escolar. *Informática na educação: teoria & prática*, 21(3), Article 3. <https://doi.org/10.22456/1982-1654.87880>

Dallazem, A., & Coelho, V. R. (2019). O Desempenho Escolar na voz dos Atores de Escolas Públicas Catarinenses. *Revista Teias*, 20(56), 398–417. <https://doi.org/10.12957/teias.2019.34205>

Fayyad, U. M., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining* (U. M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth, & R. Uthurusamy, Orgs; p. 1–34). CA, USA: American Association for Artificial Intelligence. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=257938.257942>

Fernandes, W. L., Godoi, P. F. C. de, Monteiro, L. R. L. de, & Costa, T. L. da. (2020). A Segurança Alimentar e Nutricional nas Escolas Municipais de Araguaína-TO sob a Influência de Políticas Públicas de Combate a Fome. *Facit Business and Technology Journal*, 2(16), Article 16. <https://jnt1.websiteseuro.com/index.php/JNT/article/view/609>

Fonseca, S. O. da, Silva, A. da R., & Namen, A. A. (2018). Uma metodologia para a descoberta de conhecimento em bases de dados da Prova Brasil A methodology for knowledge discovering in Prova Brasil databases. *Educação Matemática Pesquisa: Revista do Programa de Estudos Pós-Graduados em Educação Matemática*, 20(2), Article 2. <https://doi.org/10.23925/1983-3156.2018v20i2p257-282>

Freitas, E. D. S. de. (2019). *Práticas de gestão do conhecimento como variáveis intervenientes nos resultados do IDEB*. (Dissertação de Mestrado). Centro Universitário de Maringá - UNICESUMAR, Maringá, PR, Brasil. <http://rdu.unicesumar.edu.br/handle/123456789/5997>

Garcia, P. S., Prearo, L. C., Romero, M. C., & Bassi, M. (2019). Ensino Fundamental no Grande ABC Paulista: Fracasso e desempenho escolar. *Educação e Cultura Contemporânea*, 16(44). <https://doi.org/10.5935/2238-1279.20190058>

Góis, L. S., & Rocha, G. S. (2019). A Atuação do Gestor Escolar no Enfretamento da Evasão no Instituto Federal da Bahia (IFBA). *Revista Eletrônica Científica Ensino Interdisciplinar*, 5(14), 340–361. <http://periodicos.uern.br/index.php/RECEI/article/view/3505>

Goldschmidt, R., Passos, E., & Bezerra, E. (2015). *Data mining: Conceitos, técnicas, algoritmos, orientações e aplicações*. (2ª). Rio de Janeiro: Elsevier.

INEP. (2019). *Censo Escolar*. <http://portal.inep.gov.br/web/guest/censo-escolar>

INEP. (2020a). *INEP - IDEB*. <http://portal.inep.gov.br/ideb>

INEP. (2020b). *SAEB - Microdados*. <http://portal.inep.gov.br/web/guest/microdados>

Júnior, O. de G. F., Rodrigues, W. R. M., Barbirato, J. C. C., & Costa, E. de B. (2019). Melhoria da gestão escolar através do uso de técnicas de mineração de dados educacionais: Um estudo de caso em escolas municipais de Maceió. *RENOTE*, 17(1), 296–305. <https://doi.org/10.22456/1679-1916.95796>

Lefone, F. R. (2017). *O Protagonismo do Diretor de Escola em Interface com a Formação Continuada de Professores*. (Dissertação de Mestrado). Universidade Metodista de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. <http://tede.metodista.br/jspui/handle/tede/1701>

Marangoni, R. A., Araújo, F. S. de G., & Schwarz, R. R. (2019). Diretor de escola: Dificuldades e enfrentamentos. *Revista Triângulo*, 12(2), 14–31. <https://doi.org/10.18554/rt.v0i0.3297>

Masci, C., De Witte, K., & Agasisti, T. (2018). The influence of school size, principal characteristics and school management practices on educational performance: An efficiency analysis of Italian students attending middle schools. *Socio-Economic Planning Sciences*, 61, 52–69. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2016.09.009>

Matos, D. A. S., & Rodrigues, E. C. (2016). Indicadores educacionais e contexto escolar: Uma análise das metas do Ideb. *Estudos em Avaliação Educacional*, 27(66), 662–688. <https://doi.org/10.18222/ea.v27i66.4012>

MEC. (2014). *PNE - Plano Nacional de Educação—Plano Nacional de Educação—Lei nº 13.005/2014*. <http://pne.mec.gov.br/18-planos-subnacionais-de-educacao/543-plano-nacional-de-educacao-lei-n-13-005-2014>

Melo, L. L. de, & Miranda, N. A. de. (2020). Desafios da gestão na escola pública paulista: A percepção do diretor ingressante. *Revista Brasileira de Política e Administração da Educação - Periódico científico editado pela ANPAE*, 36(1), 130–152. <https://doi.org/10.21573/vol36n12020.96631>

Mesquita, S. S. de A. (2018). Referenciais do “bom professor” de ensino médio: Exercício de articulação teórica. *Cad. Pesqui*, 48. <https://doi.org/10.1590/198053144820>

Mohr, A. C., & Naujorks, M. I. (2017). Políticas Educacionais de Correção de Fluxo no RS: Efeitos da Racionalidade Neoliberal na Gestão Escolar. *Reflexão e Ação*, 25(1), 160–177. <https://doi.org/10.17058/rea.v25i1.7770>

Morais, J. de S., Nascimento, F.-L. S. C. do, & Magalhães, N. R. S. (2020). Evocações narrativas de gestores escolares acerca das políticas de saberes e fazeres da gestão. *Educação, Ciência e Cultura*, 25(2), 221–237. <https://doi.org/10.18316/recc.v25i2.6430>

Nascimento, V. P. do, & Chiusoli, C. L. (2019). O papel do gestor escolar: Estudo de caso sobre os desafios da educação pública. *Revista on line de Política e Gestão Educacional*, 23(2), 238–254. <https://doi.org/10.22633/rpge.v23i2.11997>

Nichele, P. T., & Mello, M. A. da S. (2020). Gestão Escolar na Perspectiva da Educação Democrático-Participativa e a Função Social da Escola. *Revista Saberes Pedagógicos*, 4(3), 323–343. <https://doi.org/10.18616/rsp.v4i3.6213>

Núñez, C. P. (2019). Escolas em foco: Uso de dados por gestores escolares. *Revista Contemporânea de Educação*, 14. <https://doi.org/10.20500/RCE.V14I31.30118>

Oliveira, A. C. P. D., Carvalho, C. P. D., Oliveira, A. C. P. D., & Carvalho, C. P. D. (2018). Gestão escolar, liderança do diretor e resultados educacionais no Brasil. *Revista Brasileira de Educação*, 23. <https://doi.org/10.1590/s1413-24782018230015>

Oliveira, E. C. B. de, Lima, M. A. V. de, & Bryto, K. K. C. (2019). A Relevância da Gestão Estratégica de Pessoas no Ambiente Escolar. *Revista de Administração e Contabilidade - RAC*, 6(12), 137–150.

Oliveira, I. L. dos S., Braga, A. P., & Prado, C. M. N. (2017). Participação da família no desenvolvimento da aprendizagem da criança. *Estação Científica (UNIFAP)*, 7(2), 33–44. <https://doi.org/10.18468/estcien.2017v7n2.p33-44>

ONU. (2019, dezembro 9). *Relatório de desenvolvimento humano do PNUD destaca altos índices de desigualdade no Brasil*. ONU Brasil. <https://nacoesunidas486780792.wpcomstaging.com/relatorio-de-desenvolvimento-humano-do-pnud-destaca-altos-indices-de-desigualdade-no-brasil/>

Paula, J. S. de, Franco, A. M. de P., & Silva, J. W. da. (2018). Fatores relacionados ao atraso escolar no estado de Minas Gerais. *Estudos em Avaliação Educacional*, 29(72), 886–917. <https://doi.org/10.18222/eae.v29i72.4928>

Pereira, I. A. (2020). Tipos de liderança dentro do ambiente educativo: Uma discussão sobre sua identidade organizacional. *Educationis*, 8(1), 8–22. <https://doi.org/10.6008/CBPC2318-3047.2020.001.0002>

Pereira, P. R., & Gasque, K. C. G. D. (2019). Tomada de decisão do gestor escolar das escolas públicas de ensino médio no Distrito Federal e a interface com o letramento informacional. *Em Questão*, 25(3), 40–60. <https://doi.org/10.19132/1808-5245253.40-60>

Provost, F., & Fawcett, T. (2016). *Data Science Para Negócios*. Rio de Janeiro: Editora Alta Books.

Puyalnithi, T., V., Dr. M. V., & Singh, A. (2016). Comparison of Performance of Various Data Classification Algorithms with Ensemble Methods Using RAPIDMINER. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 6, 1–6.

Ramos, L. S., Moreira, E. M. F., Silva, F. A. da, Nazário, E. A. M., Sobrinho, L. R. P., Brito, D. do N., Monteiro, K. P., Neves, O. T., Santos, R. P. dos, & Almeida, E. M. de. (2020). A humanização da merenda escolar na promoção da saúde e da educação pública: Uma breve revisão. *Revista Eletrônica Acervo Saúde*, 44, e3137–e3137. <https://doi.org/10.25248/reas.e3137.2020>

Ribeiro, M. D., Síveres, L., & Brito, R. de O. (2019). A Formação de gestores escolares: A dimensão ética em questão. *Educação Por Escrito*, 10(2), e36685–e36685. <https://doi.org/10.15448/2179-8435.2019.2.36685>

Riddle, S., & Apple, M. W. (2019). *Re-imagining Education for Democracy*. London: Routledge.

Romero, C., & Ventura, S. (2013). Data mining in education. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 3(1), 12–27. <https://doi.org/10.1002/widm.1075>

Sá, A. P. F. V. de, Lima, A. B. de, Gomes, M. J., & Pequeno, L. L. C. (2020). A (In)Disciplina no Contexto Escolar: Desafios e Perspectivas. *Revista Educação & Ensino*, 4(1), Article 1. <http://periodicos.uniateneu.edu.br/index.php/revista-educacao-e-ensino/article/view/57>

Santos, C. T. F. dos, Rosas, L. V., Lopes, A. P., Acioli, A. N. S., & Lima, R. A. (2018). A Alimentação Escolar no Ensino Básico em Escolas Públicas de Tabatinga-AM. *South American Journal of Basic Education, Technical and Technological*, 5(2), Article 2. <https://periodicos.ufac.br/index.php/SAJEBTT/article/view/1593>

Santos, D. M. dos. (2019). Evasão escolar na EJA: Estudo comparativo em uma escola da rede pública estadual de Pacatuba – CE / School evasion in EJA: a comparative study in a school of the Pacatuba state public network. *Brazilian Journal of Development*, 5(10), 18916–18940. <https://doi.org/10.34117/bjdv5n10-131>

Santos, N. M. dos. (2017). *A Gestão Escolar sob a ótica dos pais: Um estudo de caso* (Dissertação de Mestrado). Universidade Fernando Pessoa. Porto, Portugal. <https://bdigital.ufp.pt/handle/10284/6073>

Silva, R. M. de S. da, & Leal, D. A. (2020). A Família na vida escolar dos alunos: Uma análise do relacionamento das instituições Escola – Família no município de Fazenda Rio Grande / The Family in the school life of students: an analysis of the relationship of the School - Family institutions in the municipality of Fazenda Rio Grande. *Brazilian Journal of Development*, 6(8), 58476–58488. <https://doi.org/10.34117/bjdv6n8-309>

Silva, T. R., & Silva, J. B. L. (2018). A influência do nível socioeconômico na aprendizagem da leitura. *Revista Educação, Psicologia e Interfaces*, 2(2), 7–28. <https://doi.org/10.37444/issn-2594-5343.v2i2.93>

Soares, G. F., Farias, J. S., Soares, G. F., & Farias, J. S. (2018). Come educate with us: The encouragement of governments and schools to the coproduction of public education by students' relative. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação*, 26(101), 1347–1371. <https://doi.org/10.1590/s0104-403620180026001299>

Souza, M. I. M. de. (2020). The role of the school principal: Challenges and possibilities of your professional acting, while facilitator of the teaching-learning process | Research, Society and Development. *Research, Society and Developmen*, 9, 1–15. <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v9i7.3900>

Souza, L. D. M., & Ribeiro, M. S. de S. (2017). O Perfil do Gestor Escolar Contemporâneo: Das permanências as incorporações para exercício da função. *Revista Espaço do Currículo*, 10(1). <https://doi.org/10.15687/rec.v10i1.33386>

Taberero, C., Serrano, A., & Mérida, R. (2017). Estudio comparativo de la autoestima en escolares de diferente nivel socioeconómico. *Psicología Educativa*, 23(1), 9–17. <https://doi.org/10.1016/j.pse.2017.02.001>

Vasconcelos, J. C., Lima, P. V. P. S., Rocha, L. A., Khan, A. S., Vasconcelos, J. C., Lima, P. V. P. S., Rocha, L. A., & Khan, A. S. (2020). School infrastructure and public investment in Education in Brazil: The importance of educational performance. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação, AHEAD*. <https://doi.org/10.1590/s0104-40362020002802245>

Vieira, A. E. R., & Bussolotti, J. M. (2018). Gestão Escolar: um estudo de caso sobre Escolas Técnicas. *Interação - Revista de Ensino, Pesquisa e Extensão*, 20(1), 45–70. <https://doi.org/10.33836/interacao.v20i1.167>

Zanbello, B. L., Godoy, L. dos S., Amorim, E. de C. N., Dal Forno, L. F., & Macuch, R. da S. (2019, outubro 29). Administração Escolar: Do Diretor ao Gestor. Anais Eletrônico do XI EPCC - Encontro Internacional de Produção Científica. Encontro Internacional de Produção Científica UniCesumar, Maringá-PR. <http://rdu.unicesumar.edu.br/handle/123456789/3752>

Porcentagem de contribuição de cada autor no manuscrito

Ivonaldo Vicente da Silva – 60%

Márcia Terra da Silva – 20%

Nilsa Duarte da Silva Lima – 20%