

Criação de indicadores do RANU numa plataforma de Bussiness Intelligence

Lara Vaz, Mariana Lindo and Tiago Novais

Informatics Department, University of Minho, Braga, Portugal.

Abstract

Sendo o Rastreio Auditivo Neonatal Universal (RANU) um programa de rastreio, aplicado mundialmente, então diversos órgãos de saúde desenvolveram *Key Performance Indicators* (KPIs) para avaliar a sua execução. Isto porque, a construção de KPIs com os dados recolhidos é útil para acompanhar a evolução do processo de diagnóstico de incapacidade auditiva. Por conseguinte, o principal objetivo deste estudo é elaborar indicadores relacionados com o RANU, utilizando uma ferramenta de BI, Power BI, de forma a facilitar a tomada de decisão dos profissionais de saúde. Para desenvolver esses indicadores, foi atribuído ao grupo um dataset privado. Após o estudo desse dataset, procedeu-se ao pré-processamento dos dados e à criação de um *Data Warehouse* (DW) no PostgreSQL, a partir dos atributos do dataset. Com os dados já tratados e o DW já definido, procedeu-se ao povoamento do DW com esses dados processados. Com vários indicadores desenvolvidos e também com base em algumas informações estatísticas relativas aos dados, foram construídos diversos gráficos que deram origem a várias interfaces no Power BI. Além destes gráficos, também foram desenvolvidos alguns no Tableau, de forma a comparar a facilidade de utilização das 2 plataformas. Como trabalho complementar, foi criado um site que permitia a consulta quer da plataforma de BI desenvolvida no Power BI, quer no Tableau.

Keywords: RANU, SCRUM, PostgreSQL, Power BI, Tableau, Bussiness Intelligence

1 Introdução

A perda auditiva permanente é uma das perturbações congénitas mais comuns, com uma incidência estimada de um a três por cada mil recém-nascidos [1][2]. Hoje em dia, muitos fatores de risco de perda auditiva em

recém-nascidos são conhecidos. No entanto, se os fatores de risco fossem utilizados como o único critério para levar a cabo o rastreio auditivo neonatal, só seria possível identificar 50% dos casos de surdez. Por outro lado, existem provas clínicas de que a intervenção precoce influencia positivamente o prognóstico linguístico e cognitivo da criança e desenvolvimento social. Portanto, em 1992, foi criado o Rastreio Auditivo Neonatal Universal (RANU), que visa testar todas as crianças ao nascimento ou, no máximo, até 30 dias após o nascimento e, em caso de perda auditiva confirmada, o bebê deve iniciar a intervenção precoce e adequada, até os 6 meses de idade. A avaliação e o seguimento de uma criança com perda auditiva deverão ser realizados por uma equipa multidisciplinar que inclui pediatras, otorrinolaringologistas, audiologistas, enfermeiros, terapeutas da fala, psicólogos, entre outros. Às crianças com perda auditiva, deverão ser disponibilizados todos os meios de ajuda técnica adequados e necessários à sua (re)habilitação, nomeadamente próteses auditivas e implantes cocleares [3].

Relativamente à organização do RANU, este rastreio é constituído no máximo por 3 fases, aos quais o bebê passa (tem alta) ou refere o ouvido esquerdo, o direito ou ambos. No caso de referir, então este avança para a avaliação seguinte. Se referir na 3ª fase, então o bebê foi diagnosticado com deficiência auditiva e procede para os tratamentos adequados. No contexto do RANU, existe também uma série de informações que devem ser registadas, nomeadamente dados relacionados com a gravidez, o nascimento e o recém-nascido, a identificação dos fatores de risco de surdez e os resultados da pontuação do Apgar. Isto porque, o registo destes dados complementa os diagnósticos feitos durante o RANU, facilitando a identificação dos problemas e o tratamento dos mesmos [4] [5].

Este artigo inclui nove secções. Após a Introdução, a 2ª secção, Objetivos e Motivações apresenta os propósitos deste projeto, assim como os motivos que levaram à sua realização. Na 3ª secção, os materiais e métodos utilizados neste estudo são mencionados e descritos. Na secção 4 é apresentada a arquitetura do projeto, com a descrição do pipeline adotado. Nas secções 5 a 7 são apresentados os Estados da Arte de cada um dos elementos do grupo, onde estão presentes alguns artigos com objetivos semelhantes ao deste, assim como uma comparação teórica entre as ferramentas de *Business Intelligence* (BI) utilizadas. Na secção 8 são apresentadas e explicadas todas as etapas que fazem parte do pipeline que culmina na construção de um site para a visualização dos indicadores elaborados nas plataformas Power BI e Tableau. A 9ª e última secção contempla a conclusão e trabalhos futuros.

2 Objetivos e motivações

A mais recente pandemia causada pela COVID-19, obrigou inúmeras organizações e instituições a repensarem as suas estratégias e objetivos. Entre estas, destacam-se as inúmeras organizações de saúde que tiveram de se adaptar drasticamente a esta situação, bem como combater problemas já existentes

no passado dentro das mesmas, que foram agravados pela pandemia [6]. Estes problemas representam uma grande ameaça para a saúde nos vários países, sendo, assim, necessário efetuar vários estudos para perceber a capacidade de resposta dos sistemas de saúde, perante um momento de crise e quais as ferramentas disponíveis para auxiliar no controlo de qualidade dos tratamentos. Uma das grandes ferramentas a ser utilizada para este fim são os indicadores chave de performance, mais comumente conhecidos como KPIs (*Key Performance Indicators*).

Factos e dados não são facilmente recolhidos e interpretados de forma simples e direta, sendo que apenas podem ser entendidos e medidos utilizando métodos que definem os factos relevantes e os distinguem dos dados que não apresentam elevada relevância. Para isto, algumas organizações de saúde têm vindo a desenvolver KPIs de forma a poderem medir, monitorizar e gerir a performance dos seus sistemas. Desta forma, podem garantir eficiência, igualdade e qualidade [7].

A avaliação dos KPIs é feita através da comparação dos valores de cada hospital com valores de *benchmark* ou de referência, mostrando, assim, tendências e o impacto das mudanças ao longo do tempo. Alguns exemplos mais generalistas da utilização destes indicadores nos hospitais são: tempo de espera dos pacientes, número de pacientes à espera, entre outros [7]. Tudo isto é parte essencial do processo de BI.

Sendo o RANU um programa de rastreio, aplicado mundialmente, então diversos órgãos de saúde desenvolveram KPIs para avaliar a sua execução nos diferentes países. Isto porque, a construção de KPIs com os dados recolhidos é muito vantajosa para acompanhar a evolução do processo de diagnóstico de incapacidade auditiva. Além disso, a elaboração dos indicadores também facilita e acelera a tomada de decisão por parte dos profissionais de saúde, que poderão identificar com mais clareza os problemas associados ao rastreio e corrigi-los, de forma a se obterem sempre diagnósticos mais rápidos e precisos, assim como tratamentos atempados para os pacientes. Por conseguinte, o principal objetivo deste estudo é elaborar indicadores relacionados com o Rastreio Auditivo Neonatal Universal, utilizando uma ferramenta de BI, de forma a facilitar a tomada de decisão dos profissionais de saúde.

3 Materiais e Métodos

3.1 SCRUM

De forma a facilitar a organização do trabalho ao longo do semestre e a divisão das tarefas entre os membros do grupo, foi utilizada a *framework* Scrum, que permite que as pessoas possam lidar com problemas adaptativos complexos, enquanto cumprem várias tarefas, de forma produtiva e criativa. Para isso, a equipa Scrum possui um *Backlog*, uma lista dinâmica e definida de acordo com as prioridades de execução das tarefas, que contém todo o trabalho que poderá ser necessário efetuar até se obter o produto final. Esta lista é preenchida pela equipa Scrum e validada pelo *Product Owner*, que representa

os clientes, neste caso os docentes. O trabalho presente no *Backlog* é dividido, de forma a ser executado em diferentes Sprints, que neste projeto em concreto consistiam num período de 2 semanas.

De forma que o grupo soubesse o que realizar em cada Sprint, era efetuado previamente a este, um Sprint *Planning*, no qual o grupo selecionava tarefas do *Backlog* que pretendia realizar nesse período de tempo. Durante a realização do Sprint, o grupo reunia-se frequentemente, normalmente 15 minutos por dia, de forma a analisar o estado atual do trabalho, a identificar os problemas e propor soluções. Essas reuniões eram lideradas pelo *Scrum Master*, que era o responsável pela equipa durante esse Sprint, estando consciente de todo o trabalho que estava em curso, assim como das dificuldades e desafios. No fim do Sprint, a equipa reunia-se com o *Product Owner*, onde o *Scrum Master* apresentava uma retrospectiva sobre todo o trabalho que foi efetuado nesse Sprint. Por último, era ainda efetuado um novo Sprint *Planning*, para planear o próximo Sprint. No caso particular deste projeto, o *Scrum Master* era rotativo, de forma que cada um dos elementos da equipa tivesse a oportunidade de assumir esta função. Ao longo do semestre foram efetuados 5 Sprints e um total de 22 tarefas, uniformemente distribuídas pelos Sprints, o que permitiu uma execução eficaz, atempada e produtiva de todo o trabalho [8].

3.2 PostgreSQL

O PostgreSQL é um poderoso sistema *open source* de base de dados que utiliza e amplia a linguagem SQL combinada com muitas características que armazenam de forma segura e escalam as cargas de trabalho de dados mais complexos. O PostgreSQL ganhou uma forte reputação pela sua arquitetura, fiabilidade, integridade de dados, conjunto robusto de características, extensibilidade, e a dedicação da comunidade *open source* por detrás do software para fornecer consistentemente soluções ótimas e inovadoras.

Este sistema de base de dados vem com muitas características destinadas a ajudar os programadores a construir aplicações. Permite também que os administradores protejam a integridade dos seus dados, construam ambientes tolerantes a falhas, e auxilia na gestão dos seus dados, independentemente do tamanho do seu tamanho. Para além de ser gratuito, o PostgreSQL é altamente extensível. Por exemplo, o utilizador pode definir os seus próprios tipos de dados, construir funções personalizadas e escrever código a partir de diferentes linguagens de programação sem recompilar a sua base de dados [9].

3.3 Power BI

O Power BI é uma coleção de serviços de software, aplicações e conectores que funcionam em conjunto para transformar as origens de dados em informações coerentes, visualmente envolventes e interativas. Os dados podem-se encontrar armazenados numa base de dados, tais como PostgreSQL, MySQL, entre outras. O Power BI pode ligar-se facilmente a essas mesmas origens de

dados, visualizar e descobrir o que é importante, bem como partilhar os seus conteúdos [10].

Com o Power BI é possível criar relatórios e gráficos, que traduzem os principais resultados e informações presentes nos datasets que alimentam a ferramenta de BI. Esses gráficos e relatórios são construídos a partir de uma escolha de múltiplos elementos de visualização, que variam desde mostrar um único número até um mapa colorido com gradientes. Estes elementos visuais ajudam a apresentar dados de uma forma que forneça contexto e perspectivas. O Power BI possui também filtros, que podem ser aplicados nos relatórios de modo a que os dados relevantes sejam colocados à disposição dos utilizadores interessados em analisar esses mesmos dados.

É também de realçar que os relatórios do Power BI podem ser construídos manualmente ou utilizando a funcionalidade *Quick Insights*, que utiliza vários algoritmos para analisar os dados e devolver um conjunto de gráficos que se constrói automaticamente. Partindo desses relatórios, podem ser criadas *dashboards*, que são coleções de dados que contém informações importantes sobre um determinado assunto. A visualização gráfica dessa informação pode auxiliar na interpretação de dados complexos e de resultados importantes. Desta forma, obtêm-se estímulos visuais com forte efeito sobre os indivíduos e que ajudam no processo de tomada de decisão [10].

3.4 Tableau

Fundado em 2003, o Tableau é uma ferramenta de visualização de dados muito utilizada na área de *Business Intelligence*. Trata-se de uma plataforma de análise visual que transforma a forma como as pessoas utilizam os dados para resolver problemas, dando-lhes poder e organização, para tirar o máximo partido dos seus dados. Permite também que os seus utilizadores desenvolvam *dashboards* interativas a partir dos dados disponíveis.

A implementação da ferramenta é facilitada pelas grandes possibilidades e facilidades de integração de dados provenientes de diferentes fontes. Para isso, o Tableau permite que os utilizadores conectem a plataforma a folhas do Microsoft Excel ou às mais diversas bases de dados, como SQL Server, PostgreSQL, entre outras. A apresentação das informações com o Tableau pode ser efetuada quer em computadores e *tablets*, como em *smartphones*. Inclusive, a experiência em dispositivos móveis é aprimorada por conta do constante desenvolvimento de melhorias nos produtos com foco em UX (Experiência do Utilizador) [11].

3.5 Flask

O Flask é uma *framework* de aplicação web escrita em Python. Este é baseado no conjunto de ferramentas Werkzeug WSGI e no motor de modelos Jinja2 [12]. Uma vez importado em Python, o Flask pode ser utilizado para poupar tempo na construção de aplicações web. Algumas das suas características são o facto de manter o núcleo simples mas extensível e de não ter camada

de abstração de base de dados, validação da forma, ou quaisquer outros componentes. Para além disto, o Flask suporta extensões para diferentes casos, tais como: objetos-relacionais mapeadores, validação de formulários, manipulação de uploads e várias tecnologias de autenticação [13].

4 Arquitetura

Na Figura 1 está representado o pipeline que foi seguido na execução deste projeto, onde é visível a existência de 12 etapas. De forma a ser possível desenvolver indicadores relativos ao RANU, foi atribuído ao grupo um dataset privado, constituído por 5 ficheiros csv. Deste modo, a 1^a fase do trabalho correspondeu ao estudo desse dataset, de forma a perceber quais eram os diferentes atributos, assim como o seu significado e relação com o RANU. De seguida, procedeu-se a um estudo de diferentes plataformas de BI, como o Tableau, o Chart.js e o Power BI, de modo a identificar qual a mais adequada a utilizar para a elaboração dos indicadores no contexto deste projeto. Após ter sido efetuado esse estudo, o grupo optou por escolher o Power BI e, assim, na 3^a etapa averiguou-se a forma de conectar essa plataforma com o PostgreSQL, local onde mais tarde viriam a estar armazenados os dados do dataset. Estando esse processo compreendido, foram de seguida realizados alguns testes, de modo a testar se a conexão estaria a ser realizada corretamente.

Nas 4^a e 5^a etapas procedeu-se ao pré-processamento dos dados e à criação de um *Data Warehouse*(DW) no PostgreSQL a partir dos atributos do dataset, respetivamente. Com os dados já tratados e o DW já definido, na 6^a etapa, procedeu-se ao povoamento do DW com esses dados processados. Posteriormente, determinou-se quais e quantos indicadores se pretendiam apresentar na plataforma de BI e também se efetuou a exportação do DW já povoado para o Power BI, através da conexão previamente testada na 3^a etapa. A partir dessa conexão, foi possível desenvolver diversas *queries* ao DW e desse modo desenvolver os 14 indicadores, escolhidos na etapa 7. Com os vários indicadores escolhidos e também com base em algumas informações estatísticas (como número total de pacientes, pacientes por sexo ou por presença de fatores de risco, entre outros) foram construídos diversos gráficos que deram origem a várias interfaces no Power BI. Além destes gráficos, também foram desenvolvidos alguns no Tableau, de forma a comparar a facilidade de utilização das 2 plataformas. Por último, na 12^a etapa foi criado um site que permitisse a consulta quer da plataforma de BI desenvolvida no Power BI, quer no Tableau.

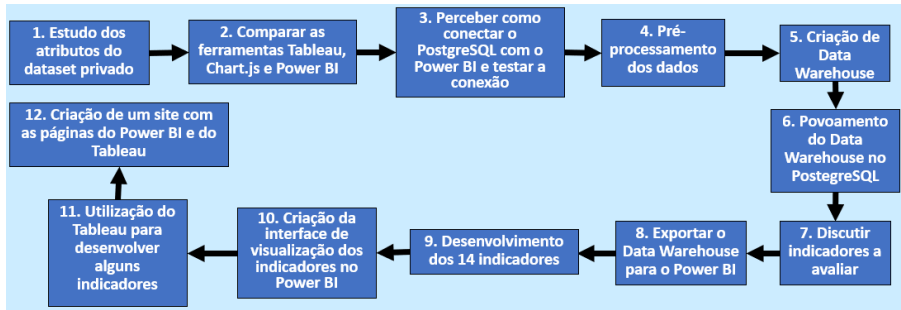


Fig. 1 Pipeline do projeto desenvolvido.

5 Estado da Arte - Lara

O objetivo do estudo realizado por Loreto et al.[14] foi desenvolver indicadores clínicos para a área da obstetrícia através da utilização do Power BI, uma ferramenta de Business Intelligence (BI), para assim ajudar a medir a qualidade dos serviços de saúde e apoiar os processos de tomada de decisão. Este estudo contempla uma visão geral dos conceitos relacionados com os Sistemas de Informação de Saúde (HIS) e BI. É descrito todo o processo ETL(*Extract, Transform, Load*), apresentada a construção do modelo multidimensional, *Data Warehousing* e o desenvolvimento dos indicadores.

O primeiro passo deste estudo de Loreto et al.[14] foi obter os dados apropriados de fontes de dados individuais como, neste caso, o serviço de obstetrícia de um hospital português. Entre os dados recolhidos sobre o parto, estavam presentes informações sobre a mãe e sobre o recém-nascido. A fase seguinte começou com a construção do modelo multidimensional. A utilização de dados dimensionais modelos implica algumas vantagens, tais como a simplicidade da sua criação, estabilidade na presença de ambientes de dados em mudança, e facilidade de compreensão por parte dos utilizadores finais. Além disso, a construção do modelo multidimensional permitiu identificar quais das colunas de dados, extraídas do dataset, de interesse e que deve ser descartadas. A modelo multidimensional foi construído num esquema de estrela relacional. Através do MySQL Workbench criaram as tabelas através do carregamento do modelo multidimensional. Com o *Data Warehouse* já construído, os indicadores foram desenvolvidos utilizando o Power BI e foram analisados e comparados com valores de referência de relatórios de saúde nacionais e internacionais. A análise destes indicadores desenvolvidos tornaram possível medir a qualidade do serviço de obstetrícia, para identificar as áreas problemáticas e para decidir se devem ser tomadas medidas de melhoria. Por conseguinte, o hospital, agora sabendo exatamente onde agir, é capaz de estabelecer um plano de ação bem sucedido e concentração na melhoria da qualidade de cuidados ao paciente.

No estudo realizado por Gaardboe et al.[15], o modelo de DeLone e McLean [16] é testado empiricamente num Sistema de Business Intelligence aplicado a

Sistemas de Informação de Saúde em 12 hospitais públicos na Dinamarca. O objetivo do estudo foi investigar quais os fatores que contribuem para o sucesso do BI. O software utilizado para a criação da interface de BI foi o Tableau, em que os utilizadores puderam aceder ao mesmo através da intranet. A aplicação do BI foi utilizada para duas tarefas primárias: 'ver' e 'analisar'. Os funcionários utilizaram o BI para acompanhar os indicadores de desempenho, prever a carga sobre os recursos dos hospitais, extração de dados para investigação e outros tipos de análise. Foi criado um questionário para medir as construções no Modelo de Sucesso do SI. A primeira pergunta foi se o utilizador tinha utilizado BI. A taxa de resposta foi de 32%. No total, 605 responderam que não tinham utilizado BI, deixando-nos com 746 respostas para análise estatística. A qualidade da informação associada à Satisfação do Utilizador revelou-se positiva, tal como a Qualidade do Sistema. A satisfação do utilizador mostrou-se também positivamente relacionada com o Impacto Individual e a Qualidade do Sistema positivamente associada à Utilização. A hipótese da Utilização estar positivamente relacionada com o a satisfação do Utilizador não foi confirmada. Do mesmo modo, a Qualidade da Informação não está associada à Utilização, e a Utilização é não relacionados com o Impacto Individual. As conclusões deste estudo podem ser utilizadas na prática: elas demonstram a importância de alta Qualidade do Sistema e Qualidade da Informação que afeta a Satisfação do Utilizador, o que influencia o Impacto Individual.

6 Estado da Arte - Mariana

6.1 Uso do RANU a nível mundial

Sendo o RANU um programa de rastreio auditivo a nível mundial, este é adotado por diversos países, que visam sempre melhorar os resultados obtidos no âmbito desse programa. Nesse sentido, Huang et al., propuseram estabelecer um programa de triagem auditiva com elevada cobertura, baixa taxa de encaminhamento, elevada taxa de acompanhamento e intervenção precoce na cidade de Taipei, em Taiwan. Para tal, 15.790 bebés foram submetidos ao teste de triagem com resposta auditiva automática de tronco encefálico (AABR), que avalia a integridade do ouvido interno e da via auditiva. Em comparação com os testes normalmente efetuados no RANU, como os potenciais evocados auditivos de tronco cerebral (PEATC) e as otoemissões acústicas (OEA), o AABR permite identificar de forma precoce e precisa a existência de perda auditiva bilateral, permanente e incapacitante, possibilitando consequentemente uma intervenção mais rápida [17]. Este exame de triagem auditiva foi realizado 24-36 h após o nascimento e foi repetido entre 36 e 60 h caso o bebé tivesse referido no 1º teste de audição. Neste caso, o recém-nascido seria encaminhado para hospitais de diagnóstico, de forma a ser sujeito a investigações adicionais. Os resultados revelaram uma taxa de cobertura de 99.1% e uma taxa de acompanhamento de 94.4%. Verificou-se também que 4% dos recém-nascidos não passaram no teste de triagem inicial e 1.0% não passou no segundo teste de triagem, tendo sido encaminhados para diagnóstico. De entre os bebés com

perda auditiva, 64% completaram todos os testes auditivos diagnósticos dentro de 3 meses após o nascimento. Assim sendo, o RANU com uso do AABR provou ser adequado para a cidade de Taipei, proporcionando elevadas taxas de cobertura e de seguimento e baixa de encaminhamento. É, contudo, importante realçar que estes resultados foram potenciados pelo eficiente sistema de monitorização dos recém-nascidos, assim como pela precisão dos resultados fornecidos pela estratégia AABR [18].

Sija et al. também avaliaram o programa do RANU do Centro de Cuidados Terciários *Government Medical College Manjeri*, no sul da Índia. Para isso foram recolhidos dados de 17.260 bebés nascidos no período de novembro de 2014 a outubro de 2018. Os resultados revelaram uma taxa de rastreio de 96.3% e uma taxa de prevalência de perda auditiva (PA) de 0.08%. Verificou-se também que 61.5% dos recém-nascidos com PA não apresentavam fatores de risco. A idade mediana de confirmação de PA foi de 6 meses, a idade mediana da terapia fonoaudiológica e do início do uso dos aparelhos auditivos foi de 17.5 meses e a duração mediana da intervenção antes da avaliação foi de 30 meses. Estes valores de idade foram muito superiores aos recomendados pelo RANU, tendo resultado num atraso médio de 19.3 meses no desenvolvimento de fala e linguagem de 61.5% de bebés com PA. Assim sendo, os autores concluíram que apesar da cobertura do programa ter sido ótima, com a maioria dos recém-nascidos triados, as crianças confirmadas com PA não foram diagnosticadas precocemente, o que fez com que mais de metade desses bebés apresentasse um desenvolvimento de linguagem inferior ao das crianças com audição típica após meses de intervenção [19].

6.2 Ferramentas de BI

Como se verificou na secção anterior, a avaliação regular do RANU é de extrema importância, permitindo aferir acerca do cumprimento dos prazos recomendados para a realização das avaliações, da percentagem de bebés sujeitos à triagem e ao encaminhamento, visando sempre diagnósticos mais precoces e intervenções mais rápidas. De forma a facilitar esta avaliação, normalmente são utilizadas ferramentas de BI, que permitem a construção de gráficos, relatórios e *dashboards* a partir dos dados existentes. Estes, por sua vez, auxiliam na visualização das informações e na tomada de decisões [20].

Atualmente existem diferentes ferramentas de BI, sendo o Power BI, o Tableau e o Chart.js das mais utilizadas. Na Tabela 1 está representada uma comparação entre essas 2 plataformas [21–25].

Através da análise da Tabela 1, é possível verificar que cada uma das 3 plataformas apresenta as suas vantagens e desvantagens. Verifica-se que o Power BI é mais intuitivo, *user-friendly* e permite a conexão a diversas APIs da Microsoft, contudo, o seu desempenho é prejudicado com a utilização de grandes volumes de dados. Já o Tableau é o mais rápido e popular, apresentando uma grande comunidade de utilizadores. Este dispõe também de um elevado número de ferramentas para a construção de gráficos, o que permite

Table 1 Comparação entra as ferramentas de BI: Power BI, Tableau e Chart.js.

Propriedade	Power BI	Tableau	Chart.js
Custo/ Benefício	A versão profissional custa menos de US\$ 10 por mês por utilizador. A assinatura anual custa cerca de US \$ 100.	A versão pro custa mais de US\$ 35 por mês por utilizador. A assinatura anual custa cerca de US \$ 1.000.	Gratuito.
Licenças	Posui licença gratuita para a versão profissional por 30 dias. A partilha de relatórios apenas é possível entre utilizadores que tenham conta Microsoft e pertençam à mesma instituição.	Licença gratuita temporária (1 ano) para estudantes. Permite partilha de relatórios sem restrições.	Inexistentes, pois é um software <i>open-source</i> .
Performance	Fácil de usar. Tem melhor desempenho quando o volume de dados é limitado, contudo, o desempenho é comprometido na manipulação de dados em massa.	Excelente desempenho mesmo com grandes volumes de dados.	É rápido apenas quando os dados fornecidos estão normalizados e apresentam índices únicos, ordenados e consistentes nos datasets.
User Interface	Intuitiva, fácil de aprender e de perceber.	Interface inteligente que permite criar e personalizar as dashboards de acordo com as necessidades do utilizador.	Não possui interface com o utilizador, pois os gráficos são construídos através de JavaScript.
Integração	Maior facilidade em integrar-se com outras APIs por ser da Microsoft.	Não se integra com tantas APIs, o que torna a sua utilização menos transversal.	Integração feita através de REST APIs.
Facilidade de utilização	Mais fácil de utilizar, pois apresenta uma interface com o qual a maioria dos utilizadores já está familiarizada.	Oferece algumas vantagens essenciais para explorar e visualizar dados em detalhe. Incorpora recursos de linguagem natural no seu software, o que ajuda a encontrar soluções para problemas complexos, através de um melhor entendimento dos dados.	O utilizador necessita de saber programar em JavaScript, sendo por isso mais difícil de utilizar.
Visualização de dados	Fornece uma funcionalidade de arrastar e soltar fácil de usar, assim como recursos que tornam os dados visualmente atraentes. Depõe de menos ferramentas, o que dificulta a construção de alguns gráficos.	Melhor para visualização e automação de tarefas, pois, oferece recursos visuais interativos que suportam <i>insights</i> em tempo real. Fornece cálculos de tabela integrados para criar <i>relações</i> e <i>dashboards</i> .	Posui inúmeras bibliotecas que permitem a criação de diferentes tipos de gráficos e <i>dashboards</i> .
Machine Learning	Aproveita as vantagens da análise de negócios da Microsoft, que inclui plataformas como Azure Machine Learning e <i>streaming</i> de dados em tempo real. Ajuda a entender os dados e analisar as tendências e padrões nos dados.	Oferece suporte aos recursos de Machine Learning em Python, permitindo realizar operações de ML nos datasets e dados de previsão.	Os dados devem ser submetidos previamente a técnicas de Machine Learning e só depois serem utilizados no Chart.js.
Suporte ao cliente	É relativamente recente no mercado, apresentando uma menor comunidade.	Apresenta uma grande comunidade com múltiplos utilizadores.	Apresenta uma grande comunidade, inferior à do Tableau mas superior à do Power BI.
Popularidade	Menos utilizado. Escolha secundária dos utilizadores.	Mais popular e mais utilizado. Maior volume de pesquisa na Internet, em particular no Youtube.	Preferido por <i>developers</i> de JavaScript, restringindo-se a esse público.

uma maior personalização. Contudo, é bastante caro e menos indicado para utilizadores iniciantes, por se tratar de um software menos intuitivo. Por último, o Chart.js é o mais indicado para *developers* de JavaScript, que têm acesso a uma enorme quantidade de bibliotecas para a construção de gráficos, sem qualquer custo. Contudo, este exige o conhecimento de JavaScript, assim como de React, caso se pretenda integrar o software com outras APIs.

Tendo por base os benefícios e inconvenientes de cada plataforma, cada utilizador pode escolher utilizar, nos seus estudos, uma plataforma de BI diferente. Nas secções 6.2.1 a 6.2.3 serão apresentados alguns artigos relacionados com a saúde e em que os autores recorreram ao Power BI, Tableau e Chart.js, respetivamente.

6.2.1 Power BI

Abreu et al. [26], desenvolveram um projeto cujo principal objetivo era a extração de conhecimento de dados obstétricos com foco em decisões clínicas, por meio de técnicas de BI e *Bussiness Analytics* (BA). Os dados foram extraídos do serviço obstétrico no Centro Materno-Infantil do Norte do Centro Hospitalar Universitário do Porto (CHUP). No seu projeto, os autores seguiram a metodologia *Kimball*, que permite o desenvolvimento e a implementação de processos Extração-Transformação-Carregamento (ETL), o desenvolvimento e implementação de um DW, o desenvolvimento de *dashboards* e a definição de indicadores (KPI) de qualidade e eficiência na área da decisão clínica. Inicialmente, foi efetuada uma pesquisa de todos os indicadores necessários para o serviço de obstetria do CHUP, entre eles, o número total de partos e o número total de partos gemelares. Posteriormente, os dados extraídos do serviço de obstetria do CHUP foram transformados e carregados para as tabelas de factos e de dimensões criadas no DW. Para isto, foi utilizada a ferramenta Oracle SQL Developer, que permite a extração de informações de grandes bases de dados e a implementação de processos ETL. De

seguida, as informações tratadas foram disponibilizadas de forma intuitiva ao utilizador final por meio de uma ferramenta de visualização. Neste caso, a ferramenta escolhida foi o Power BI, devido à sua facilidade de utilização e versatilidade na criação de *dashboards*, relatórios e indicadores, sendo uma ferramenta com relevância no mercado de BI, BA e visualização de dados. Além disso, permite uma visualização rápida dos dados, facilitando o processo de tomada de decisão. Com o trabalho realizado foi possível um melhor uso dos dados armazenados nas bases de dados do CHUP, o que resultou na garantia de qualidade das informações disponibilizadas aos profissionais de saúde. Estes obtiveram evidências científicas por meio dos indicadores observados, o que os auxiliou no seu processo de tomada de decisão clínica.

Um serviço de obstetrícia armazena dados referentes ao percurso das mães e dos recém-nascidos durante todo o período de gestação, sendo que todos estes dados são importantes para que os profissionais de saúde efetuem a sua prática clínica de uma forma mais adequada, melhorando assim a prestação dos cuidados de saúde. Existe um conjunto de indicadores importantes para a verificação da qualidade, destacando-se a taxa de cesarianas. Este indicador em Portugal ainda apresenta um valor elevado, sendo que o último valor conhecido é referente a 2015 com uma percentagem de 32.9. Como a execução de uma cesariana tem diversas complicações para a saúde da mãe e/ou para a saúde do recém-nascido, então, é muito importante reduzir esta taxa. Para isso, é de extrema importância a disponibilização de informação que permita identificar as causas da mesma. Contudo, atualmente os serviços de obstetrícia não possuem sistemas de informação que disponibilizem o tratamento dos dados, de forma a fornecer-lhes a informação necessária para reduzirem a taxa de cesarianas. Para colmatar esta necessidade, Alemida et al. [27] desenvolveram um sistema de BI que permite centralizar os dados de várias instituições de saúde e proceder à sua análise. Os indicadores apresentados pela ferramenta foram definidos em conjunto com os profissionais de saúde para que o resultado fosse de encontro às suas necessidades. Após terem sido definidos os indicadores, foram desenvolvidos diversos relatórios e *dashboards* no Power BI que permitiram que os profissionais de saúde pudessem efetuar as suas análises e comparar a evolução dos indicadores. Entre os relatórios gerados destaca-se um que possibilita a comparação da taxa de cesarianas entre hospitais, permitindo que o utilizador compare o serviço de obstetrícia de hospitais diferentes. Como forma de validação da ferramenta desenvolvida, foram elaborados inquéritos de satisfação, onde os utilizadores avaliaram as funcionalidades e verificaram a sua utilidade no serviço de obstetrícia. Cerca de 90% dos utilizadores inquiridos indicaram que a utilização da solução era intuitiva e simples e todos os inquiridos mostraram interesse em utilizar aquela aplicação no seu serviço de obstetrícia.

6.2.2 Tableau

Monge et al. [28] desenvolveram um projeto cujo principal objetivo era representar graficamente os registos de pacientes com infarto agudo do miocárdio

por hipertensão. Para isso, foram recolhidas informações geradas a partir de prontuários médicos que foram registados em bases de dados do Hospital Universitário da cidade de Guayaquil, entre 2007 e 2013. De seguida, foi efetuada uma análise de toda a informação e construíram-se modelos entidade relação que representavam de forma estruturada essas informações. Posteriormente, foram desenvolvidos diversos gráficos e relatórios no Tableau, maioritariamente estatísticos, como por exemplo, o número de pacientes com infarto agudo do miocárdio por hipertensão que realizaram consultas externas e/ou de emergência. O software Tableau foi escolhido, uma vez que era um requisito estabelecido por parte dos financiadores do estudo. Através das *dashboards* desenvolvidas, foi possível ajudar os profissionais de saúde a obter relatórios graficamente em tempo real e de fácil interpretação, relativos aos casos de infarto agudo do miocárdio por hipertensão existentes no hospital. Além disso, também se verificou uma otimização de recursos e tempo, uma vez que os profissionais de saúde, para as suas tomadas de decisão, não tiveram de verificar e validar os dados armazenados nas bases de dados.

O *Centre for Understanding and Preventing Infection in Children* no Hospital Infantil de British Columbia enfrenta o desafio de avaliar datasets de dados imunológicos complexos para compreender as causas da morbilidade e mortalidade de crianças negativas para o HIV na África, mas nascidas de mães HIV positivas. Fortuno et al. [29] propuseram-se a ajudar na resolução deste problema, através da utilização do software Tableau para facilitar a exploração e a análise desses dados imunológicos heterogêneos complexos. O objetivo era discutir o impacto do uso de uma ferramenta de BI para a visualização eficiente e eficaz dos dados, assim como para a ampliação das habilidades cognitivas dos pesquisadores médicos e melhoramento da sua compreensão inicial dos dados. Os datasets continham dados médicos de Citometria de Fluxo, gerados pelas tecnologias mais recentes, de crianças expostas ao HIV, mas não infetadas (HEU), não expostas (UE) e infetadas (HIV). Estes dados foram analisados e tratados de forma a ficarem disponíveis para a construção de gráficos no Tableau. Os imunologistas exploraram as visualizações do Tableau para procurar uma explicação para o aumento da suscetibilidade à infeção observada nas crianças HEU, em comparação com as crianças EU, e conseguiram identificar padrões nas reações a agentes infecciosos nos doentes HEU. Além disso, com os gráficos e relatórios construídos, os imunologistas levantaram novas questões de pesquisa sobre a reação do sistema imunológico dos bebês HEU a estímulos externos, que poderão servir como um indicador útil para aprofundar as deficiências no sistema imunológico destas crianças.

6.2.3 Chart.js

As bombas de alimentação enteral são dispositivos médicos usados em hospitais para fornecer nutrientes e fluidos aos pacientes em quantidades controladas. Estas são normalmente utilizadas para apoiar crianças que recebem tratamento para doenças como o cancro. Com os recentes desenvolvimentos de bombas de infusão digitais inteligentes, há uma oportunidade de adotar uma

abordagem baseada em dados para avaliar planos de cuidados, principalmente para crianças e jovens, que recebem esse tipo de tratamento em casa. Deste modo, Batayev et al. [30] desenvolveram uma *dashboard* utilizando Chart JS, que permitia visualizar os dados em tempo real relativos ao funcionamento da bomba, assim como inserir *feedback* para determinados pontos de dados anormais. A partir dos gráficos e relatórios desenvolvidos, foram identificadas interrupções nas infusões ao longo do tempo e através da detecção de tendências a longo prazo, foi possível determinar as causas das interrupções e consequentemente solucionar esse problema. Deste modo, com o trabalho desenvolvido foi possível aprimorar a utilização das bombas de alimentação enteral que, quando utilizadas com pacientes, apresentaram os resultados esperados.

7 Estado da Arte - Tiago

Wood et al. [31] realizou um estudo cujo objetivo era determinar a performance e resultados do RANU em Inglaterra recorrendo a uma amostra de 4645823 recém nascidos entre os dias 1 de abril de 2004 e 31 de Março de 2013. Para isto foram utilizados dois KPIs entre os quais:

- KPI1: Proporção de bebés elegíveis para o RANU aos quais foi efetuado o rastreio até à quarta semana de vida, no caso de programas hospitalares, e até à quinta semana de vida, no caso de programas comunitários. O valor alvo será igual ou superior a 95%.
- KPI2: Proporção de bebés referidos que receberam um teste audiológico dentro de quatro semanas da decisão de necessidade de referir para avaliação ou às 44 semanas de idade de gestação. O valor alvo é igual ou superior a 90%.

Estes terão sido selecionados dada a necessidade de atingir uma alta assertividade dos casos alvo numa idade precoce, sendo isto possível através da conclusão antecipada do rastreio e elevada cobertura em conjunto com um encaminhamento imediato e avaliação dos casos positivos.

Desenvolvendo estes KPIs, obtiveram resultados de 97.5% para o KPI1, o que se encontra bem acima do valor alvo, e 82.5% relativamente ao KPI2, encontrando-se esta abaixo do valor alvo. Através dos KPIs assim como alguns outros padrões de qualidade foi possível determinar que a performance do RANU em Inglaterra tem vindo a melhorar continuamente e revelando, assim, a relevância do desenvolvimento de KPIs para o acompanhamento ótimo da qualidade dos rastreios nas inúmeras organizações de saúde.

Mahendrawathi et al. [32] desenvolveu um estudo relativo à gestão logística de um hospital. Neste, têm como objetivo o desenvolvimento de um *dashboard* visto que a logística das instituições de saúde é algo descurada, apesar de esta ter um papel essencial na qualidade dos tratamentos. Para isto inicialmente procederam à realização de uma revisão da literatura, questionários e reunir os KPIs a serem desenvolvidos. De seguida foi desenvolvido o *dashboard*, tendo este também sido implementado.

Com o *dashboard* desenvolvido e implementado, foi possível determinar a grande relevância que este teve para a interpretação dos valores do hospital, assim podendo relevar quais os pontos de falha que este apresenta a nível logístico. É de destacar que a categoria de produtos que mais contribuía para o inventário, cerca de 50%, teria um baixo valor de performance em termos de serviço e que um dos produtos nessa categoria terá um nível de serviço muito baixo, visto que a quantidade de produto recebido é significativamente menor que a procura.

8 Resultados e Discussão

Nesta secção, serão explicadas todas as etapas seguidas para a execução do projeto, presentes no pipeline apresentado anteriormente na Figura 1.

8.1 Estudo dos atributos do Dataset

A primeira etapa realizada neste projeto foi o estudo dos atributos que constituem os 5 ficheiros csv do dataset fornecido: RN_NASCIMENTOS.csv, RN_PRIMEIRA.csv, RN_SEGUNDA.csv, RN_TERCEIRA.csv e RN_RASTREIOS.csv. Na Tabela 2 estão apresentados todos os atributos assim como o seu significado e o ficheiro csv de que fazem parte. Como se pode observar, existe um total de 24 atributos, que incluem desde identificadores do paciente e dos avaliadores, a características relativas ao recém-nascido e à sua mãe. Verifica-se também a existência de 5 datas, que correspondem à data do nascimento, da realização do rastreio e das 3 avaliações do RANU. As datas são muito importantes para a construção de indicadores relativos ao RANU, uma vez que alguns desses indicadores estão relacionados com o período de tempo máximo que deve decorrer para o bebé ser sujeito a cada uma das avaliações.

Na Tabela 2 existe ainda um atributo relativo ao rastreio, que pode tomar um valor de 0 a 10, em que 0 identifica a situação em que o paciente não apresenta nenhum fator de risco para a surdez e os restantes números identificam um determinado fator de risco, que pode, ou não, ter início tardio. A respetiva legenda dos números nos fatores, bem como a identificação dos que possuem início tardio está representada na Tabela 3.

8.2 Comparação entre ferramentas de BI

Estando todos os atributos do dataset corretamente identificados e percebidos, foi possível avançar para a 2ª etapa que foi a comparação entre as ferramentas de BI: Power BI, Tableau e Chart.js. Com base nas análises efetuadas no estudo da arte, o grupo concluiu que a melhor plataforma de BI a utilizar seria o Power BI, porque, segundo as avaliações, é mais intuitiva especialmente para utilizadores sem experiência em plataformas de BI e por possuir licença profissional gratuita temporária, ao contrário do Tableau que apenas possui versão gratuita para estudantes e não na versão pro. Além disso,

Table 2 Designação e significado dos atributos do dataset.

Ficheiro csv	Atributo	Significado
Todos	#	Número auto-incremental
Todos	num_seq	Número sequencial do paciente no hospital
RN_NASCIMENTOS.csv	num_processo	Número associado ao processo de nascimento do paciente
RN_NASCIMENTOS.csv	nome	Concatenação de "Doente" com o num_processo do paciente
RN_NASCIMENTOS.csv	data_nascimento	Data de nascimento no formato dd/mm/yyyy hh:mm:ss
RN_NASCIMENTOS.csv	hora_nascimento	Hora do nascimento em segundos
RN_NASCIMENTOS.csv	semanas_gestacao	Número de semanas de gestação da mãe
RN_NASCIMENTOS.csv	peso	Peso em gramas
RN_NASCIMENTOS.csv	sexo	Identificação do género. Pode ter valor 1 (sexo masculino) ou 2 (sexo feminino)
RN_NASCIMENTOS.csv	puerperio	Natureza do puerpério materno. Pode ter valor N (normal) ou C (complicado)
RN_NASCIMENTOS.csv	local_nascimento	Pode ter valor I (interno) ou E (externo)
RN_PRIMEIRA.csv	avaliacao1	Resultado da avaliação da 1ª fase do RANU, em que 1 é passa, 4 é refere ouvido esquerdo, 5 é refere ouvido direito e 6 é refere ambos os ouvidos
RN_PRIMEIRA.csv	data_avaliacao1	Data em que ocorreu a 1ª fase de avaliação do RANU, no formato dd/mm/yyyy hh:mm:ss
RN_PRIMEIRA.csv	nmec_avaliador1	Número mecanográfico do avaliador que efetuou a 1ª fase de avaliação do RANU ao paciente
RN_SEGUNDA.csv	avaliacao2	Resultado da avaliação da 2ª fase do RANU, em que 1 é passa, 4 é refere ouvido esquerdo, 5 é refere ouvido direito e 6 é refere ambos os ouvidos
RN_SEGUNDA.csv	data_avaliacao2	Data em que ocorreu a 2ª fase de avaliação do RANU, no formato dd/mm/yyyy hh:mm:ss
RN_SEGUNDA.csv	nmec_avaliador2	Número mecanográfico do avaliador que efetuou a 2ª fase de avaliação do RANU ao paciente
RN_terceira.csv	avaliacao3	Resultado da avaliação da 3ª fase do RANU, em que 1 é passa, 4 é refere ouvido esquerdo, 5 é refere ouvido direito e 6 é refere ambos os ouvidos
RN_TERCEIRA.csv	data_avaliacao3	Data em que ocorreu a 3ª fase de avaliação do RANU, no formato dd/mm/yyyy hh:mm:ss
RN_TERCEIRA.csv	nmec_avaliador3	Número mecanográfico do avaliador que efetuou a 3ª fase de avaliação do RANU ao paciente
RN_RASTREIOS.csv	data_avaliacao	Data em que ocorreu o rastreio para identificação de fatores de risco de surdez no paciente, no formato dd/mm/yyyy hh:mm:ss
RN_RASTREIOS.csv	nmec_avaliadorr	Número mecanográfico do avaliador que efetuou o rastreio dos fatores de risco de surdez
RN_RASTREIOS.csv	risco	Pode tomar 3 valores: 0 (não há presença de fatores de risco de surdez), 1 (apenas há presença de fatores de risco de surdez não tardios), 2 (presença de fatores de risco de surdez tardios e não tardios)
RN_RASTREIOS.csv	rastreio	Identificação dos fatores de risco da surdez que o paciente apresenta. Toma 1 valor de 0 a 10, conforme descrito na Tabela 2

Table 3 Legenda dos fatores de risco de surdez e do tipo de início a estes associado.

Número	Fator de Risco de Surdez	Início Tardio
0	O paciente não apresenta fatores de risco de surdez	
1	História Familiar de deficiência auditiva congénita	Sim
2	Infecção congénita: sífilis, toxoplasmose, rubéola, CMV e herpes	Sim
3	Anomalias craniofaciais	Não
4	Hiper bilirrubinemia com critérios de ensanguinamento transfusão	Sim
5	Baixo peso ao nascer (inferior a 1500g)	Não
6	Medicação ototóxica de 5 dias	Não
7	Meningite bacteriana	Não
8	Índice de APGAR 0 a 4 no 1' / 0 a 6 no 5'	Não
9	Ventilação Mecânica de 5 dias	Não
10	Sinais ou síndromes associadas a hipoacusia	Sim

o Power BI apresenta maior flexibilidade, no sentido de dar mais liberdade ao utilizador para controlar o aspeto das páginas, o que para o grupo foi bastante importante, pois um dos objetivos era desenvolver páginas o mais apelativas possível, fáceis de ler e de perceber.

8.3 Conexão entre PostgreSQL e Power BI

Após ter-se escolhido o Power BI como a plataforma de BI para a construção de gráficos relativos a indicadores do RANU, foi efetuado um estudo

a esta plataforma, assim como à base de dados PostgreSQL, de forma a perceber de que forma seria possível estabelecer a conexão entre estes. Após terem assistidos alguns tutoriais, verificou-se que a conexão podia ser estabelecida do seguinte modo:

1. Abrir o PostgreSQL e ligar o servidor onde se encontra a base de dados que se pretende ligar ao Power BI. Neste caso, utilizou-se o servidor *localhost*;
2. Abrir o Power BI;
3. No canto superior esquerdo do Power BI está a barra de ferramentas. Nesta, é necessário selecionar o item *Get Data*;
4. Clicar na opção *Database* do *GetData* e selecionar a opção *PostgreSQL database*;
5. Clicar no botão *Connect* e introduzir o nome do servidor, do utilizador e a *password* que o utilizador tem associado à sua base de dados no PostgreSQL;
6. De entre todas as bases de dados existentes, selecionar aquela que se pretende ligar ao Power BI;
7. A conexão fica então estabelecida e o utilizador tem acesso a todas as tabelas presentes nessa base de dados.

De modo a testar se a conexão teria sido corretamente efetuada e também a testar toda a sequência acima descrita, o grupo criou uma base de dados de teste e executou os passos acima descritos. A base de dados designava-se *test* e continha uma tabela *Paciente*, com os atributos *id*, *nome* e *email*. Após terem sido executados os 7 passos, o grupo conseguia aceder no Power BI à tabela *Paciente* e executar *queries* ou comandos no Power BI para aceder aos diferentes atributos.

8.4 Pré-Processamento dos Dados

Estando o dataset compreendido, assim como as ferramentas a utilizar, a próxima etapa foi o pré-processamento dos dados, aos quais foram aplicados uma série de tratamentos de forma a corrigir alguns problemas e a facilitar o *parsing* do dataset. Todas as alterações efetuadas ao dataset encontram-se abaixo listadas.

- Eliminação da coluna *#* por não apresentar nenhum significado;
- Eliminação dos atributos *num_processo* e *nome*. Além destes 2 atributos, o atributo *num_seq* também funciona como o *id* de cada paciente, e como não faria sentido possuir 3 *ids* por paciente, desconsiderou-se o *num_processo* e o *nome*, por não constituírem nenhuma informação nova ou relevante para o desenvolvimento de indicadores de RANU;
- O atributo *data_nascimento* possuía os valores 00:00:00 em todos os pacientes, uma vez que a hora de nascimento já estava presente no atributo *hora_nascimento*. Deste modo, procedeu-se à remoção de todos os 00:00:00, por se tratarem de informação não relevante e sem utilidade;

- Ao analisar algumas das linhas do dataset, verificou-se que existiam linhas duplicadas e também linhas que apenas diferiam no atributo `data_avaliacao(1, 2, 3 ou r)` por 1 segundo. Isto significa que o avaliador provavelmente registou 2 vezes a avaliação, e portanto, procedeu-se à eliminação das linhas repetidas e das que ocorriam 1 segundo depois de outras; Nos atributos `avaliacao(1, 2, 3 ou r)`, substituíram-se os números 6 por 2 e os números 5 por 3. Este passo apenas foi executado por uma questão de simplicidade de leitura. Assim, em vez de existirem os números 1, 6, 5 e 4 passaram a existir os números 1 (passa), 2 (refere ambos os ouvidos), 3 (refere direito) e 4 (refere esquerdo);
- Na coluna rastreio, existiam alguns casos em que os pacientes apresentavam mais do que 1 fator de risco, e estes encontravam-se separados do seguinte modo `fator1;fator2;...` Para este tipo de strings, é difícil de tirar conclusões aquando da realização de *queries*. Por exemplo, para determinar todos os pacientes que têm o `fator1`, teria de se analisar cada paciente que tem mais do que 1 fator, fazer o *split* da string por `;` e comparar cada fator. Assim sendo, a coluna rastreio com todos os fatores foi desconsiderada e foi construída uma tabela auxiliar 'Fatores', cujas colunas eram o número sequencial do paciente e o número do fator de risco associado ao respetivo recém-nascido. Desta forma, na situação em que um recém-nascido apresentava mais do que um fator de risco, este teria associado ao seu número sequencial mais do que uma linha da tabela. Na Figura 2 é possível visualizar um dos casos como o anteriormente descrito, em que um conjunto de linhas correspondem ao mesmo paciente e a este estão associados vários fatores de risco.

	num_seq bigint	fator integer
1	149476377	1
2	149476377	3
3	149476377	4
4	149476377	5
5	149476377	6
6	149476377	7
7	149476377	8
8	149476377	9
9	149476377	10

Fig. 2 Resultado da *querie* `"SELECT * FROM "Fatores" WHERE num_seq=149476377"`

Com as alterações anteriormente referidas, obtiveram-se assim cinco tabelas com o mesmo formato que as tabelas inicialmente adquiridas do dataset privado fornecido e ainda a tabela 'Fatores', resultante do último item de pré-processamento acima apresentado.

8.5 Criação e Povoamento do Data Warehouse

Após a criação das tabelas anteriormente descritas, foi feito o INSERT INTO dos dados contidos nessas tabelas para uma única tabela 'DW', de forma a que cada linha correspondesse a um único paciente. Na tabela 'DW' estavam contidos os atributos descritos na Tabela 2, à exceção das colunas desconsideradas nas etapas de pré-processamento, descritas na secção anterior, nomeadamente a coluna "rastreo". Neste último caso, foram criadas tantas colunas quantos os fatores existentes, ou seja, coluna fator1, fator2, fator3, etc, em que os respetivos valores seriam 1, caso o paciente tivesse esse fator de risco associado, ou *NULL*, caso não tivesse. Desta forma, toda a informação relativa a um paciente estaria organizada por colunas numa única linha. No caso do *insert* da informação relativa à tabela 'Fatores', foi utilizado um conjunto de *queries* onde se verificava que para os casos em que o num_seq tinha associado o número de um fator, como representado na Figura 2, era efetuado um *UPDATE* do valor da respetiva coluna na tabela 'DW' para 1. De forma a exemplificar este processo, no caso de haver uma linha na tabela 'Fatores' cuja coluna num_seq é XPTO e cuja coluna fator é 1, então na linha correspondente ao num_seq XPTO é efetuado o *UPDATE* do valor da coluna fator1 de *NULL* para 1.

8.6 Discussão de Indicadores a Avaliar

Após a reunião de toda a informação, nesta secção, são referidos os indicadores desenvolvidos para avaliar o processo de Rastreo Auditivo Neonatal, construídos a partir dos dados presentes na tabela 'DW'. Estes foram escolhidos por serem os recomendados a acompanhar no programa do RANU, por diversos órgãos de saúde [33–35].

- Percentagem de recém-nascidos avaliados;
- Distribuição da amostra por género;
- Índice de encaminhamento para avaliação audiológica completa;
- Percentagem de recém-nascidos apenas com Fatores de Risco de Surdez;
- Percentagem de recém-nascidos apenas com Fatores de Risco Tardio de Surdez;
- Taxas de Falsos Positivos;
- Percentagem de recém-nascidos prematuros sujeitos ao rastreo;
- Percentagem de recém-nascidos prematuros que atingiram a terceira fase por género;
- Tempo médio entre fases de avaliação;
- Distribuição dos tempos entre fases de avaliação;
- Distribuição das idades da realização de cada uma das fases;

- Percentagem de recém-nascidos com mães com puerpério complicado;
- Percentagem de recém-nascidos com mães com puerpério complicado que atingiram a terceira fase;
- Percentagem de recém-nascidos prematuros;
- Percentagem de recém-nascidos prematuros que atingiram a terceira fase;
- Percentagem de recém-nascidos com pouco peso;
- Percentagem de recém-nascidos com pouco peso que atingiram a terceira fase.

8.7 Exportação do Data Warehouse para o Power BI

A exportação do *Data Warehouse*, tabela 'DW', foi efetuada de acordo com os passos que o grupo já tinha previamente testado, como descrito na secção 8.3.

8.8 Construção dos Indicadores no Power BI e da Interface de Visualização

Para a construção dos vários indicadores enumerados anteriormente, na secção 8.6, foi elaborada uma interface com auxílio da ferramenta Power BI. Esta interface contempla uma Vista Inicial, onde estão contidas todas as informações gerais sobre a análise feita no âmbito do RANU, de forma a que o técnico/profissional de saúde seja capaz de tirar algumas conclusões de forma mais rápida e assertiva, numa fase inicial do processo. As restantes vistas contêm informações relativas à fase de rastreio, às várias fases de avaliação audiológica, ao tempo entre estas fases, e por último às características de risco que poderão estar associadas à incapacidade auditiva.

8.8.1 Vista Inicial

Relativamente à Vista Inicial, esta é responsável por dar aos técnicos/profissionais de saúde informações de forma mais simplificada, para que estes, num fase inicial do processo de análise dos vários indicadores, possam tirar de imediato conclusões úteis para um diagnóstico mais atempado. Nesta vista, estão contidas várias informações tais como: o número de recém-nascidos que fazem parte do estudo, a distribuição da amostra por género, o índice de encaminhamento para avaliação audiológica completa, a percentagem de recém-nascidos apenas com fatores de risco de surdez e apenas com fatores de risco tardio de surdez, a taxa de falsos positivos e a percentagem de recém-nascidos que realizou as várias fases de avaliação audiológica no período de tempo recomendado após nascimento. Serão analisados, mais ao pormenor, os gráficos relativos aos indicadores enumerados na secção 8.6.

Para o desenvolvimento do indicador correspondente à "Percentagem de recém-nascidos avaliados" (Figura 3), foi construído um 'Medidor', que contempla o número de recém-nascidos cuja idade, ou seja, o tempo entre o nascimento e a data da fase 3 de avaliação audiológica, é inferior a 30 dias e que chegaram pelo menos à primeira fase de avaliação. Ambas as restrições

impostas foram tidas em conta segundo uma análise feita às recomendações do GRISI. Verificou-se que 96.39% dos recém-nascidos foram corretamente avaliados segundos as condições anteriormente referidas, o que está acima do limite de 95% recomendado no programa do RANU, por diversos órgãos de saúde [33-35]



Fig. 3 Percentagem de recém-nascidos avaliados.

Quanto ao desenvolvimento do gráfico relativo à "Distribuição da amostra por género" (Figura 4), foi escolhido um 'Gráfico em Anel' onde é apresentado o número de recém nascidos de cada género, assim como a proporção em percentagem dos mesmos em relação ao total de recém-nascidos. Verifica-se que 48.99% da amostra são do género feminino e que os restantes 51.01% são do género masculino.

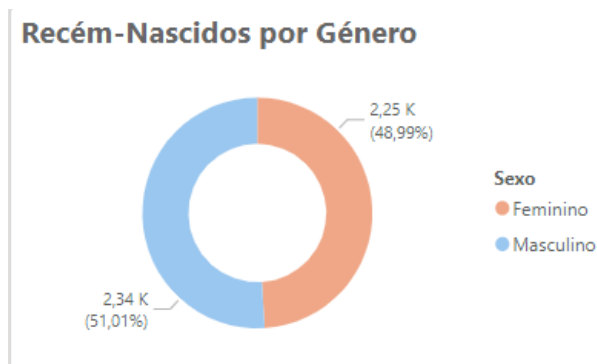


Fig. 4 Distribuição da amostra por género.

Relativamente ao "Índice de encaminhamento para avaliação audiológica completa" (Figura 5), foi construído um 'Medidor', que contempla o número de recém-nascidos que chegara à 3ª fase de avaliação audiológica, ou seja, continham o campo relativo a esta fase de avaliação diferente de nulo. Segundo o GRISI, esta percentagem deve ser inferior a 4%, o que se verificou uma vez que se obteve uma percentagem de 0.24%.

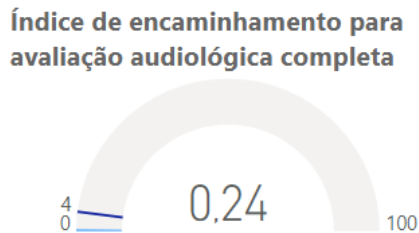


Fig. 5 Índice de encaminhamento para avaliação audiológica completa.

Quanto ao desenvolvimento dos indicadores "Percentagem de recém-nascidos apenas com Fatores de Risco de Surdez" e "Percentagem de recém-nascidos apenas com Fatores de Risco Tardio de Surdez", os elementos de visualização escolhidos, para esta Vista Geral, foram os 'Cartões'. Desta forma, é possível perceber de forma direta quantos são os casos que só apresentam riscos tardios de surdez ou apenas riscos de surdez. Verifica-se pela Figura 6 que 65 pacientes apresentam apenas fatores de risco tardio de surdez e que 143 apresentam fatores de risco de surdez.

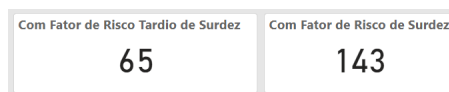


Fig. 6 Percentagem de recém-nascidos com Fatores de Risco Tardio de Surdez (à esquerda) e com Fator de Risco de Surdez (à direita).

Por último foi desenvolvido um 'Cartão', representado na Figura 7, para a apresentação do indicador "Taxas de Falsos Positivos", ou seja, da percentagem de recém-nascidos que referiram nas fases 1 e 2, mas depois passaram na 3ª fase, isto é, não seguiram para consulta. Pela observação do gráfico, é possível concluir que essa taxa apresentou o valor de 0%, o que significa que as avaliações foram corretamente efetuadas pelos médicos, não tendo resultado em nenhum caso que tivesse avançado para a 3ª fase sem que realmente tivesse incapacidade auditiva.

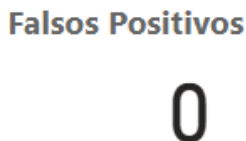


Fig. 7 Taxa de Falsos Positivos.

8.8.2 Rastreio

Relativamente à vista Rastreio, esta contém alguma da informação relevante para assim se tirarem conclusões acerca dos fatores de risco que possam estar associados à doença de surdez em recém-nascidos. Um dos gráficos presentes nesta vista, que se revela o mais importante para análise da qualidade do serviço prestado, é o relativo à percentagem de recém-nascidos rastreados. De acordo com o GRISI, todos os recém-nascidos devem passar pela fase de rastreio no momento em que nascem. Desta forma, está representado na Figura 8 um gráfico do tipo 'Medidor' em que se verifica 93% dos recém-nascidos passaram pela fase de rastreio.



Fig. 8 Percentagem de recém-nascidos sujeitos ao rastreio.

8.8.3 Avaliação Audiológica

Para esta vista foram desenvolvidos diversos indicadores focados na análise dos resultados obtidos para cada uma das fases. Deste modo, foi possível averiguar se as avaliações foram realizadas dentro dos limites aconselhados e também proceder a uma análise dos pacientes que chegaram à 3ª fase, de modo a perceber se existe alguma relação entre determinadas características do recém-nascido e a possível apresentação de incapacidade auditiva.

Começando pelo indicador "Percentagem de recém-nascidos que atingiram a terceira fase por género", este é obtido através da combinação de dois, um 'Gráfico Circular' e um 'Gráfico em Anel', em que um serve de filtro a outro. Como se pode observar na Figura 9, no gráfico à esquerda está selecionada a opção feminino, que permite perceber quantos recém-nascidos do sexo feminino chegaram à terceira fase de avaliação audiológica. Verifica-se que apenas 4 recém-nascidos do sexo feminino chegaram à 3ª fase. De entre estes, é possível ainda analisar-se quantos destes referiram e quantos passaram. Como se pode observar na Figura 9, apenas um recém-nascido do sexo feminino referiu e 3 passaram.

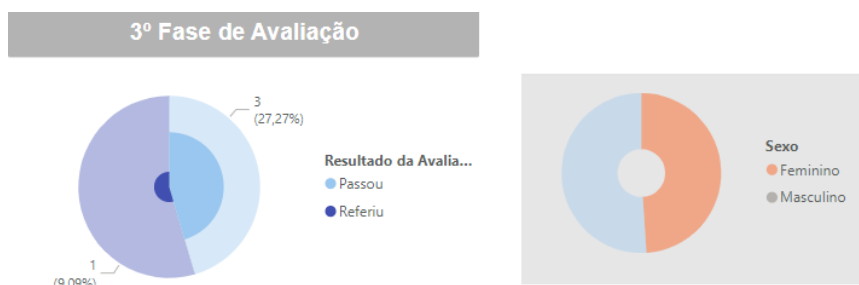


Fig. 9 Percentagem de recém-nascidos que atingiram a terceira fase por género.

Quanto ao desenvolvimento do indicador "Tempo médio entre fases de avaliação", este consistiu em calcular a diferença, em dias, das diferentes datas de avaliações de fases consecutivas, para cada paciente. Isto é, para cada paciente procedeu-se aos cálculos das diferenças de dias existentes entre a 2ª e 1ª fases e entre as 3ª e 2ª fases. Os gráficos e 'Cartões' obtidos estão representados na Figura 10, em que se pode verificar que a diferença de dias entre as 3ª e 2ª fases é, em média, 85.45 dias e entre a 2ª e 1ª fase é 47.05 dias. Para além destes, também foram construídos 'gráficos de barras' com a distribuição dos recém-nascidos pelo tempo decorrido entre cada fase de avaliação. Assim sendo, é facilmente visível o facto de que o tempo entre a realização das 3ª e 2ª fases é claramente superior ao tempo decorrido entre a realização das 1ª e 2ª fases. Pelas observação da figura, verifica-se que em média, os pacientes realizaram a 2ª fase 47 dias após a 1ª e realizaram a 3ª 85 dias após a 2ª. Tendo em conta que as 3 fases deveriam ter sido completamente realizadas até 30 dias, no máximo, e a 2ª fase foi realizada, em média 47 dias depois da 1ª, então, claramente existe um problema na organização das avaliações, que estão a ser efetuadas muito tardiamente, podendo comprometer a deteção precoce da incapacidade auditiva e o retardar do início dos tratamentos adequados.

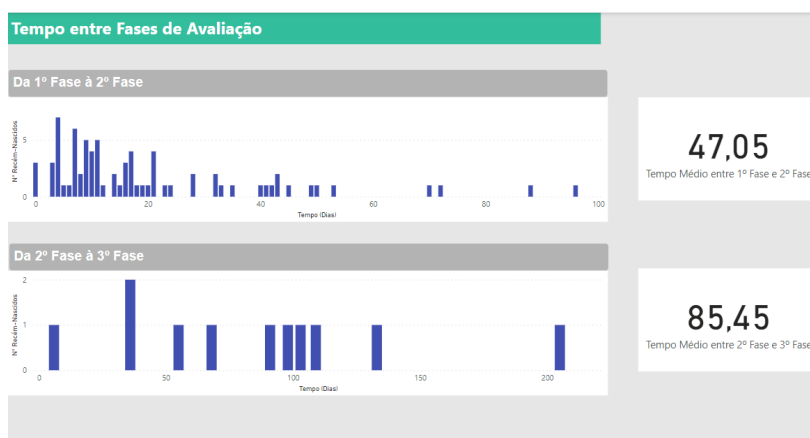


Fig. 10 Em cima estão representadas a distribuição dos tempos entre a 1ª e a 2ª fases de avaliação (à esquerda) e o valor médio em dias (à direita). Em baixo estão representadas a distribuição dos tempos entre a 2ª e a 3ª fases de avaliação (à esquerda) e o valor médio em dias (à direita).

Da mesma forma que foram construídos os gráficos anteriores, relativamente ao indicador "Distribuição das Idades Médias da Realização de cada uma das fases", calculou-se a diferença entre a data de nascimento do recém-nascido e a data de realização da respetiva fase de avaliação audiológica e foram construídos três 'Gráficos de Barras'. Verifica-se, para o exemplo na 1ª Fase de avaliação, na Figura 11, que a maioria dos recém-nascidos foram avaliados até aos 200 dias de idade.



Fig. 11 Distribuição das Idades Médias da Realização da 1ª fase de avaliação, em dias.

8.8.4 Características de Risco

Uma situação de puerpério complicado na mãe do recém-nascido revela ser uma possível complicação para o bebé, desta forma, foi realizada uma vista com o intuito de facilitar a análise da influência do puerpério complicado como fator de risco de surdez no recém-nascido. De entre vários elementos de visualização

contidos nesta mesma vista encontra-se o indicador "Percentagem de recém-nascidos com mães com puerpério complicado". Este mesmo indicador não se encontra representado de forma explícita na vista realizada. Em vez disso, a vista contém um 'Cartão' com o número de recém-nascidos cujo puerpério da mãe foi classificado como complicado. Verifica-se que no total se tratam de 37 casos que representa 0.81% do total de recém-nascidos, como representado no gráfico 'Medidor' da Figura 12.

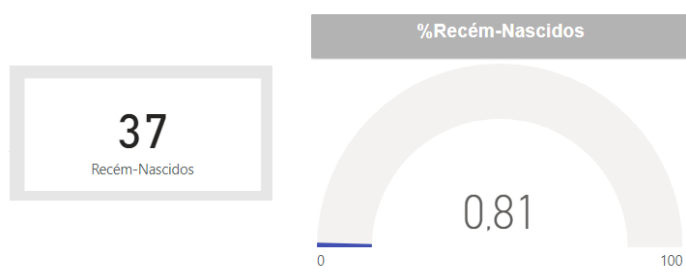


Fig. 12 Total e Percentagem de recém-nascidos com mães com puerpério complicado, representados à esquerda e à direita, respetivamente.

De forma a facilitar o processo de análise desta característica de risco, foram elaborados vários elementos de visualização que permitissem uma análise mais abrangente da influência do mesmo. Desta forma, para a elaboração do indicador "Percentagem de recém-nascidos com mães com puerpério complicado que atingiram a terceira fase" optou-se por utilizar um 'Gráfico Circular' que contém o número de recém-nascidos que chegaram à terceira fase de avaliação audiológica, como representado na Figura 13. Verifica-se que 11 dos 37 recém-nascidos com mães com puerpério complicado, chegaram à 3ª fase. De entre estes, 54.55% referiu e 45.45% passou, ou seja, a dificuldade associada ao puerpério materno poderá ser um fator determinante para a apresentação de deficiências auditivas nos recém-nascidos.

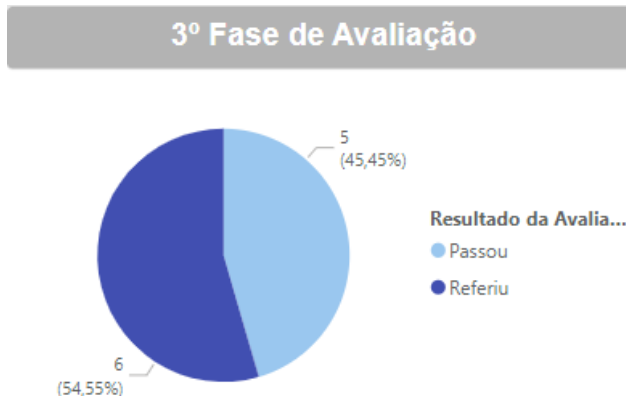


Fig. 13 Percentagem de recém-nascidos com mães com puerpério complicado que atingiram a terceira fase.

O pouco tempo de gestação, também pode trazer algumas complicações para o desenvolvimento do recém-nascido. Por isso, esta foi outra das características analisadas para perceber a sua influência num diagnóstico de surdez. Para a elaboração do indicador "Percentagem de recém-nascidos prematuros que atingiram a terceira fase" optou-se por utilizar um 'Cartão' que permite visualizar o número de recém-nascidos prematuros. Para além deste, também foi construído um gráfico do tipo 'Medidor' com a respetiva percentagem que representa 2% da população total do estudo. Com o gráfico da Figura 14, foi possível perceber que o número de recém-nascidos prematuros que chegaram à terceira fase de avaliação audiológica foram 2 dos 87 recém-nascidos prematuros. De entre estes, 50% referiu e 50% passou, ou seja, o reduzido tempo de gestação não revela ser uma das características que pode ter influência na presença da doença de surdez no recém-nascido. Esta última análise está representada no gráfico da Figura 15.

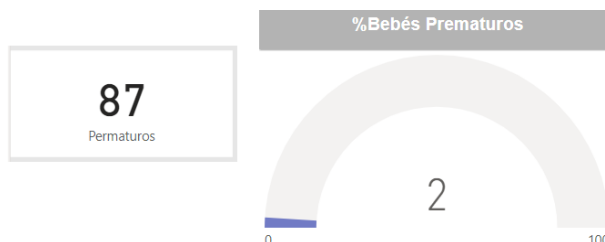


Fig. 14 Total e Percentagem de recém-nascidos prematuros, à esquerda e à direita, respetivamente.

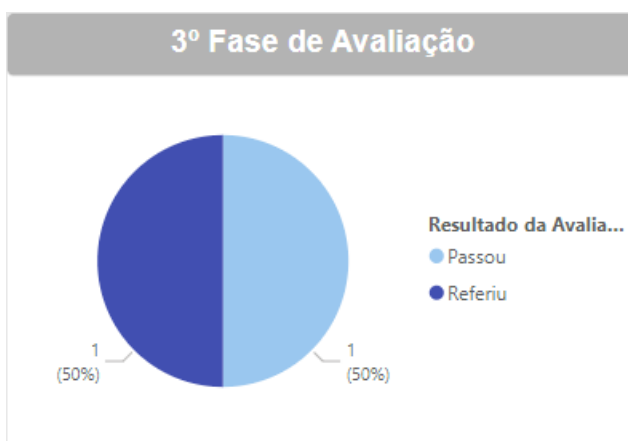


Fig. 15 Percentagem de recém-nascidos prematuros que atingiram a terceira fase.

Os recém-nascidos com pouco peso também foram analisados pelas mesmas razões que as anteriores características. Para a elaboração do indicador "Percentagem de recém-nascidos com pouco peso que atingiram a terceira fase" optou-se por utilizar um 'Cartão', representado na Figura 16, que permite visualizar o número de recém-nascidos prematuros. Para além deste, também foi construído um gráfico do tipo 'Medidor' com a respetiva percentagem que representa 8.36% da população total do estudo, também presente do lado direito da Figura 16. Com o gráfico da Figura 17, permitiu perceber que o número de recém-nascidos prematuros que chegaram à terceira fase de avaliação audiológica foram 2 dos 384 recém-nascidos prematuros. De entre estes, 50% referiu e 50% passou, ou seja, o pouco peso não revela ser uma das características que pode ter influência na presença da doença de surdez no recém-nascido.

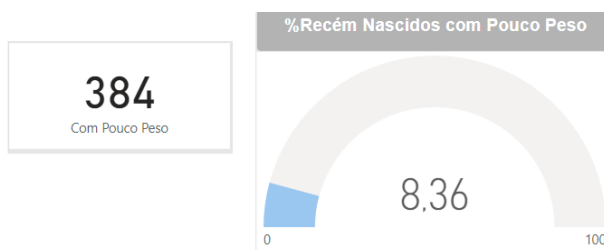


Fig. 16 Total e Percentagem de recém-nascidos com pouco peso, representados à esquerda e à direita, respetivamente.

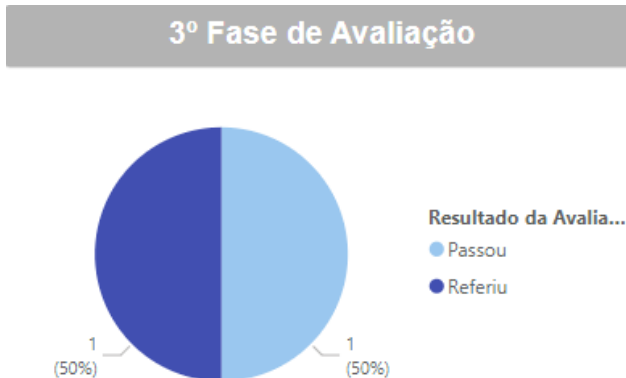


Fig. 17 Percentagem de recém-nascidos com pouco peso que atingiram a terceira fase.

8.9 Trabalho Complementar

Como produto final do projeto elaborado na Unidade Curricular 'O Processo Eletrónico Clínico', foi obtido um *Data Warehouse*, formalmente construído com os mesmos dados que foram utilizados para o projeto até agora descrito, no âmbito da Unidade Curricular de 'Aplicações Informáticas em Engenharia Biomédica'. Com esse mesmo *Data Warehouse*, foi elaborado um conjunto de 4 gráficos com a ferramenta de BI Tableau. Com as duas interfaces já criadas utilizando ferramentas de BI diferentes, foi elaborada uma página Web. Esta mesma página foi construída através da *framework* Flask, escrita em Python. Nessa página, inicialmente é feita a autenticação do utilizador, como se pode observar na Figura 18, de forma a simular uma situação real, em que apenas teriam acesso a estes relatórios clínicos pessoas autorizadas para tal. Em rotas diferentes, estão disponíveis duas páginas em que numa está representado o relatório desenvolvido com a ferramenta Power BI, como se pode visualizar na Figura 19, e noutra está presente o relatório elaborado com auxílio do Tableau, como se pode observar na Figura 20.

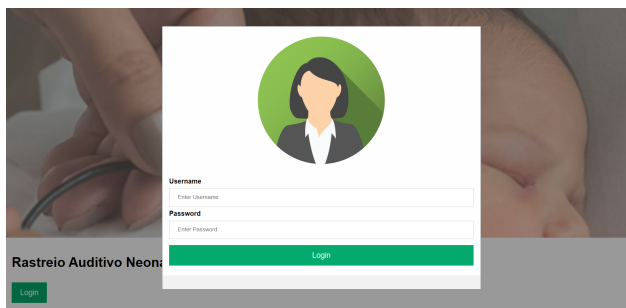


Fig. 18 Página de autenticação do site desenvolvido.

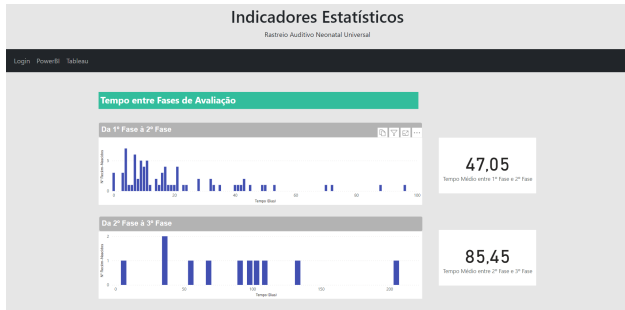


Fig. 19 Página com relatório utilizando a ferramenta Power BI.



Fig. 20 Página com relatório utilizando a ferramenta Tableau.

9 Conclusão e Trabalhos Futuros

Com o trabalho desenvolvido, verificou-se que as ferramentas de BI são bastante relevantes para a avaliação da qualidade e performance de organizações de saúde, neste caso relativa ao RANU. Além disso, o desenvolvimento de *dashboards* nestas ferramentas revela ser uma representação mais facilmente interpretada pelos diversos profissionais de saúde ou por os administradores responsáveis pelo planeamento de estratégias de melhoria e manutenção dos serviços e que facilita a sua tomada de decisão.

Considera-se que os objetivos enunciados no trabalho foram cumpridos e complementados com utilização de uma segunda ferramenta de BI, o Tableau, para além da construção de uma página web onde estão contidos os dois relatórios elaborados.

Numa perspetiva de melhoria, um possível trabalho futuro seria o desenvolvimento de mais indicadores, bem como a exploração de mais ferramentas que permitem a construção de *dashboards* com KPIs como o Chart.js. Além disso os indicadores desenvolvidos poderiam ser incluídos num site ou plataforma hospitalar onde estão presentes outras funcionalidades e não apenas num site exclusivo para os mesmos.

References

- [1] Hyde, M.L., *et al.*: Newborn hearing screening programs: Overview. *Journal of Otolaryngology* **34**(2), 70 (2005)
- [2] Nelson, H.D., Bougatsos, C., Nygren, P.: Universal newborn hearing screening: systematic review to update the 2001 us preven-tive services task force recommendation. *Pediatrics* **122**(1), 266–276 (2008)
- [3] Monteiro, L., Calado, V.: Como organizar um rastreio universal da audição neonatal, pp. 27–38 (2001)
- [4] Saúde, D.G: Boletim de Saúde Infantil e Juvenil. <https://www.dgs.pt/paginas-de-sistema/saude-de-a-a-z/boletim-de-saude-infantil.aspx>
- [5] Hawley, G.: The use of an electronic health record (ehr) in a maternity shared-care environment (2015)
- [6] Burlea-Schiopoiu, A., Ferhati, K.: The managerial implications of the key performance indicators in healthcare sector: a cluster analysis. In: *Healthcare*, vol. 9, p. 19 (2020). MDPI
- [7] Khalifa, M., Khalid, P.: Developing strategic health care key performance indicators: a case study on a tertiary care hospital. *Procedia Computer Science* **63**, 459–466 (2015)
- [8] Scrum.org: What Is Scrum. <https://www.scrum.org/resources/what-is-scrum>
- [9] Postgresql.org: About. <https://www.postgresql.org/about/>
- [10] Microsoft.com: Power-bi-overview. <https://docs.microsoft.com/pt-pt/power-bi/fundamentals/power-bi-overview>
- [11] What Is Tableau. <https://www.tableau.com/why-tableau/what-is-tableau>
- [12] Pythonbasics.org: What-is-flask-python. <https://pythonbasics.org/what-is-flask-python/>
- [13] Lokhande, P., Aslam, F., Hawa, N., Munir, J., Gulamgaus, M.: Efficient way of web development using python and flask (2015)
- [14] Loreto, P., Fonseca, F., Morais, A., Peixoto, H., Abelha, A., Machado, J.: Improving maternity care with business intelligence. In: *2017 5th International Conference on Future Internet of Things and Cloud Workshops (FiCloudW)*, pp. 170–177 (2017). IEEE

- [15] Gaardboe, R., Nyvang, T., Sandalgaard, N.: Business intelligence success applied to healthcare information systems. *Procedia computer science* **121**, 483–490 (2017)
- [16] DeLone, W.H., McLean, E.R.: Information systems success: The quest for the dependent variable. *Information systems research* **3**(1), 60–95 (1992)
- [17] Mason, J.A., Herrmann, K.R.: Universal Infant Hearing Screening by Automated Auditory Brainstem Response Measurement. *Pediatrics* **101**(2), 221–228 (1998) <https://publications.aap.org/pediatrics/article-pdf/101/2/221/1126506/pe029800221o.pdf>. <https://doi.org/10.1542/peds.101.2.221>
- [18] Huang, H.-M., Chiang, S.-H., Shiau, Y.-S., Yeh, W.-Y., Ho, H.C., Wang, L., Chen, S.-C., Lin, H.-C., Chen, K.-C., Chiang, H., Yang, M.-C., Yu, L.-H., Lin, H.-L., Chiu, A.W.-H., Hsiao, K.-J.: The universal newborn hearing screening program of taipei city. *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology* **77**(10), 1734–1737 (2013). <https://doi.org/10.1016/j.ijporl.2013.08.004>
- [19] Sija, V.A.K.V..R.T. S. Gireeshan: Outcome Of Newborn Hearing Screening Program in A Tertiary Care Centre, South India. *Journal of Early Hearing Detection and Intervention* **7**(1), 101–107 (2022). <https://doi.org/10.26077/6021-102c>
- [20] Azure: O Que São as Ferramentas de Business Intelligence (BI)? <https://azure.microsoft.com/pt-pt/overview/what-are-business-intelligence-tools/>
- [21] LinkedIn: Power BI Vs Tableau. <https://www.linkedin.com/pulse/power-bi-vs-tableau-rose-silva/>
- [22] Simplilearn: Power BI Vs Tableau: Difference and Comparison. <https://www.simplilearn.com/tutorials/power-bi-tutorial/power-bi-vs-tableau>
- [23] Blog: Data Visualization with Chart.js: An Introduction. <https://tobiasahlin.com/blog/introduction-to-chartjs/>
- [24] Envatotuts+: Criando Um Dashboard Dinâmico Com O ChartJS. <https://webdesign.tutsplus.com/pt/tutorials/build-a-dynamic-dashboard-with-chartjs--webdesign-14363>
- [25] Morioh: Angular Tutorial. <https://morioh.com/p/bc2f397df069>
- [26] Abreu, J., Guimarães, T., Abelha, A., Santos, M.F.: Business analytics components for public health institution - clinical decision area. *Procedia Computer Science* **198**, 335–340 (2022). <https://doi.org/10.1016/j.procs>

- [2021.12.250](#). 12th International Conference on Emerging Ubiquitous Systems and Pervasive Networks / 11th International Conference on Current and Future Trends of Information and Communication Technologies in Healthcare
- [27] Almeida, A.F.S.: Business intelligence aplicado a dados obstétricos dos hospitais (2017)
 - [28] Tesis, C.M.Z.: Analisis de la base de datos del hospital universitario de la ciudad de guayaquil en pacientes con infarto agudo de miocardio por hipertension (2015)
 - [29] Al-Hajj, S., Fisher, B., III, E.: Data visualization of immunological competence of hiv exposed but uninfected (heu) infants (2011)
 - [30] Batayev, D., Renshaw, G., Ching, H., Chen, T., Sridharan, S., Fu, Y., Mohamedally, D., Sebire, N.J., Visram, S.: 23 a real time data dashboard for smart infusion pump patient data. Archives of Disease in Childhood **106**(Suppl 3), 9–9 (2021) <https://adc.bmj.com/content/106/Suppl3/A9.1.full.pdf>. <https://doi.org/10.1136/archdischild-2021-gosh.23>
 - [31] Wood, S.A., Sutton, G.J., Davis, A.C.: Performance and characteristics of the newborn hearing screening programme in england: The first seven years. International journal of audiology **54**(6), 353–358 (2015)
 - [32] Mahendrawathi, E., Pranantha, D., Utomo, J.D.: Development of dashboard for hospital logistics management. In: 2010 IEEE Conference on Open Systems (ICOS 2010), pp. 86–90 (2010). IEEE
 - [33] Unit, N.S.: Universal newborn hearing screening and early intervention programme, (2016)
 - [34] Randi Winston-Gerson, C.-A..K.M.D.A. AuD: Newborn hearing screening. In: National Center for Hearing Assessment and Management (2022). NCHAM
 - [35] Organization, W.H.: Hearing screening considerations for implementation, (2021)