

Capítulo 21

PLN na Saúde

*Adriana Pagano
Claudia Moro
Elisa Terumi Rubel Schneider
Lilian Mie Mukai Cintho
Yohan Gumiel*

21.1 Introdução

A área da saúde é uma das mais importantes em nossas vidas e, nos últimos anos, tem se beneficiado do uso da tecnologia para melhorar o diagnóstico, o tratamento e a gestão de pacientes. A aplicação de Processamento de Linguagem Natural (PLN) tem sido fundamental para avançar nessa área, pois permite a análise de grandes volumes de dados não estruturados gerados em ambientes clínicos (Turchioe et al., 2022).

O domínio da medicina abrange diversos tipos de texto, utilizados para distintas atividades produtoras de significado, que desenvolvemos em nosso convívio social. Chamamos essas atividades de socio-semióticas. Estudos da linguagem baseados em pesquisas antropológicas modelam essas atividades socio-semióticas em oito tipos (Matthiessen, 2013; Matthiessen; Teruya; Wu, 2008).

A Figura 21.1 mostra os oito tipos de atividades socio-semióticas e os tipos de texto mais representativos de cada um deles no domínio da medicina. Essas atividades são desenvolvidas por meio de textos escritos e falados, com funções específicas na nossa sociedade. Atividades nas quais a linguagem verbal tem um papel ancilar ou complementar são, por exemplo, a execução de procedimentos cirúrgicos, durante a qual ações podem ser verbalizadas ou não.

Mas, na grande parte das atividades humanas, a linguagem tem um papel constitutivo. Temos desde atividades que envolvem um uso especializado da linguagem para organizar a produção de conhecimento em tratados de medicina, livros didáticos e artigos acadêmicos, até atividades que envolvem um uso menos especializado, como o compartilhamento de experiências no âmbito privado, nas interações entre pacientes e familiares ou entre participantes de fóruns online sobre cuidados em saúde. Para a atividade de instruir e regular o comportamento, temos textos como bulas de medicamentos, cartilhas, normativas, manuais de instrução de equipamentos. Mesmo no domínio da medicina, há também textos pelos quais é construída uma realidade ficcional, como é o caso de séries e filmes que recriam interações em contextos médicos.

Uma atividade socio-semiótica muito relevante no domínio da medicina é documentar fatos e experiências, por meio de questionários aplicados ao paciente, registros de exames



Figura 21.1: Tipos de texto no domínio da medicina



clínicos e relatos de profissionais da saúde, nos quais são documentadas percepções sobre a saúde do paciente. Esses textos são conhecidos em PLN como **narrativas clínicas** e abrangem notas de evolução de enfermagem, sumários de alta, boletins médicos, e notas em texto livre em campos próprios do prontuário eletrônico do paciente. Cada um desses tipos de texto pode oferecer informações valiosas a serem obtidas por meio do PLN mais adequado às características do texto. Artigos acadêmicos, por exemplo, podem ser usados para a extração de ontologias, que são estruturas semânticas que permitem uma representação formal de conceitos, suas propriedades e relações. Essas ontologias podem ser usadas para facilitar a compreensão de termos técnicos e complexos em diferentes áreas da saúde, permitindo que as informações sejam compartilhadas de forma mais clara e precisa (Jiang et al., 2020). Também podemos identificar padrões e relacionamentos entre os dados e a construção de modelos preditivos (Lee et al., 2019).

Narrativas clínicas, por outro lado, são textos não estruturados que oferecem informações valiosas sobre a história do paciente, incluindo seus sintomas, histórico médico, estilo de vida e outras informações relevantes. A mineração desses dados pode ser usada para identificar

padrões e relacionamentos entre os dados, permitindo uma melhor compreensão da condição do paciente e a construção de modelos preditivos para prever possíveis complicações ou doenças (Wu et al., 2018).

21.2 O texto livre em narrativas clínicas

Com o advento do Registro Eletrônico de Saúde (RES)¹, como é denominado no Brasil, ou em inglês, o *Electronic Health Record* (EHR), a quantidade de dados gerados relativos à atenção aos pacientes aumentou significativamente. Os prontuários eletrônicos podem conter dados estruturados, semiestruturados ou não estruturados, todos eles oferecendo uma grande quantidade de informações sobre o paciente. A mineração desses dados pode ajudar a identificar tendências e padrões em relação a diagnósticos, tratamentos e resultados, permitindo uma melhor gestão do cuidado do paciente e um melhor planejamento da assistência (Shickel et al., 2017).

Os dados clínicos presentes nas narrativas clínicas em texto livre (dados não estruturados) apresentam características únicas que dificultam sua análise e interpretação. Esses dados são frequentemente apresentados em linguagem médica especializada, repleta de termos técnicos, jargões e abreviaturas que podem variar entre os distintos profissionais de saúde. Esses textos também podem conter erros de digitação, ortografia ou gramática, tornando a interpretação ainda mais complexa (Dalianis, 2018). A Figura 21.2 apresenta um exemplo de narrativa clínica adaptada para fins de ilustração. Nela podemos observar que as informações podem ser estruturadas de acordo com categorias destacadas com cores e rotuladas na legenda da figura.

No escopo do que chamamos narrativas clínicas, há diferentes tipos de texto, os quais apresentam desafios específicos em termos do tipo de linguagem e também da relevância das informações registradas. Por exemplo, as notas de evolução de enfermagem podem ser mais descritivas e detalhadas do que outros tipos de texto, enquanto os sumários de alta podem fornecer informações importantes sobre a condição atual do paciente e seu histórico de tratamento. Já as notas de ambulatório podem ser mais informais e fragmentadas, o que dificulta sua análise por modelos treinados com outros tipos de texto em outros domínios. Isso demanda a anotação manual de narrativas clínicas de forma contarmos com modelos mais refinados.

Como todo processo manual, a anotação de narrativas clínicas requer tempo e recursos, o que dificulta a construção de grandes *datasets* para treinamento de modelos de PLN. Como resultado, a aplicação de técnicas de aprendizado de máquina em dados clínicos sofre limitações pela disponibilidade de dados anotados manualmente (Koleck et al., 2019). Uma saída é utilizar modelos genéricos para pré-processamento, sendo a saída avaliada manualmente. Um exemplo deste tipo de trabalho é a anotação do *corpus* Depclin-Br, que vem sendo desenvolvida por uma equipe de cientistas da computação da PUCPR e de linguistas da Faculdade de Letras da UFMG. Trata-se de um conjunto de narrativas clínicas já anotadas em termos de entidades no domínio clínico e constituindo o *corpus* SemClinBr (Oliveira et al., 2022a). Uma parte desse *corpus* foi anotada morfossintaticamente com

¹No Sistema Único de Saúde (SUS), as informações dos usuários são coletadas e armazenadas por meio do Prontuário Eletrônico do Cidadão (PEC). Nele, há campos pré-determinados que podem ser preenchidos com texto livre.



Figura 21.2: Exemplo de narrativa clínica elaborada para fins de ilustração. Na legenda, as categorias de informações que podem ser encontradas neste tipo de texto.

AP: HAS . Obesidade . DM. Tabagista .	Refere HAS desde 21 anos de idade, irregular controle da pressão arterial.
Ao exame: BEG, CHAAA, eupneico. ACV: BRNF, sem sopro. PA 159X100 mmHg, FC 89. AR: MV+ s/ RA . ABD : flácido , indolor a palpação , sem visceromegalias . MMII : edema bilateral ++/+4 .	
USG rins normal . Doppler MMII normais . ECG : BAV 1º G , BRD . TE Externo : baixa resposta cronotrópica , EEVV polimórficas frequentes , comportamento normal de PA . ECO TT Ext 19/06/20: AE 28 Septo 12 Parede Post 12 Massa VE 218 FEVE 70 % VE 48x29 Hipertrofia simétrica discreta do VE . Alteração do relaxamento do VE .	
Laboratório : 22/09/21: Hb:14,3 Leuco:4.960 PLaq:204mil Colesterol:169 HDL:49 LDL:102 Triglic:91 Glicose:96 Ur:40 Cr:0,93 Na:142 K:4,3 TSH:2,08	
Oriento MEV , Restrição Hidrossalina . Oriento importância da adesão medicamentosa . Solicito ECO TT .	
Prescrevi : sinvastatina 40 mg comp . (1 comp vo 1xd) ; ácido acetilsalicílico 100 mg comp (1 comp vo 1xd) ; omeprazol 20 mg cáps; losartana 50 mg comp (1 comp vo 12/12h) ;	
Solicitei : Ecocardiograma com doppler colorido adquiridas ; hemoglobina glicada ; ácido úrico ; colesterol (sangue) ; CPK; creatinina / soro ; glicose / soro ; TGO	

 Antecedentes pessoais	 Exames laboratoriais
 História pregressa	 Orientações
 Exame físico e sinais vitais	 Medicamentos prescritos
 Exames realizados	 Planejamento

base num modelo genérico de português e a anotação revisada manualmente (Oliveira et al., 2022b). Essa primeira parte foi utilizada para refinamento do modelo genérico e anotação automática de um segunda parte do *corpus*. Uma vez concluída a anotação, dados do *corpus* DepClinBr, anotado com relações de dependência, podem ser minerados e utilizados para caracterizar as entidades nomeadas previamente anotadas no SemClinBr. A Figura 21.3 ilustra a correlação de anotações morfosintáticas e entidades.

A construção de *corpora* de narrativas clínicas (dados não estruturados) está sujeita a restrições técnicas e regulatórias, que dizem respeito à privacidade de dados. Essa especificidade limita a capacidade de construção de grandes *datasets* para treinamento de modelos de PLN (Chen; Chen, 2022). Como foi apontado, para contornar essa limitação, são utilizados modelos genéricos da língua, os quais precisam ser refinados com dados específicos do domínio em um processo de *fine-tuning*, para melhorar ainda mais sua precisão e relevância (Lee et al., 2019).

A seguir, veremos alguns exemplos de aplicações da PLN em dados clínicos.

21.3 Aplicações de PLN na Saúde

21.3.1 Predição

Uma das principais tarefas de PLN na área médica é a predição, que pode ser aplicada em diversas demandas do cuidado em saúde, como diagnóstico, tratamento, evolução, alta médica hospitalar, detecção de quedas, detecção de depressão e outras. Essas demandas envolvem a classificação de dados clínicos, como narrativas de pacientes, prontuários eletrônicos, relatórios médicos e outros dados de saúde, para ajudar os médicos e outros profissionais de saúde a tomar decisões mais precisas. A predição de diagnóstico, por



dependendo do tipo de informação que deve ser removida e do nível de anonimização desejado, por exemplo:

- Substituição de nomes próprios e outros identificadores pessoais por símbolos ou pseudônimos aleatórios;
- Remoção de informações geográficas específicas, como endereço e CEP;
- Substituição de datas de nascimento e outras informações temporais por intervalos ou idades aproximadas;
- Remoção de informações de contato, como números de telefone e endereços de e-mail;
- Remoção de informações de identificação de instituições, como o nome de hospitais e clínicas.

Além dessas técnicas, também é possível utilizar métodos mais avançados de PLN, como a detecção e remoção de termos médicos específicos ou o uso de técnicas de de-identificação baseadas em modelos de linguagem, que tentam preservar a integridade semântica dos dados, mesmo após a remoção ou substituição das informações pessoais.

A desidentificação dos pacientes permite que os dados clínicos sejam utilizados para fins de pesquisa e análise, sem comprometer a privacidade dos pacientes. Isso é fundamental no avanço da medicina, permitindo a análise de grandes volumes de dados na descoberta de padrões e tendências em doenças, tratamentos e outros aspectos da saúde (Liu et al., 2017). Em (Santos et al., 2021) temos um exemplo de trabalho para o português nessa tarefa.

21.3.3 Extração de conceitos clínicos

A busca e extração de conceitos clínicos relevantes é uma tarefa essencial na aplicação de PLN na área médica. Essa tarefa envolve a identificação de entidades relevantes nos dados clínicos, como sintomas, diagnósticos, tratamentos, medicamentos e outros termos específicos da área da saúde. Essa identificação geralmente é feita por meio de técnicas de NER (do inglês, *Named Entity Recognition*) (Capítulo 17), que permitem a identificação e classificação automática de entidades em textos não estruturados. A Figura 21.4 ilustra um exemplo de entidades do tipo *Problema* reconhecidas em uma narrativa clínica elaborada para fins de ilustração.

Figura 21.4: Exemplo de entidades do tipo Problema (em azul) encontradas em narrativa clínica.

Extração de conceitos clínicos: problemas

Paciente **DM tipo 2**, **HAS** e **obesidade**, com queixa de **descontrole glicêmico** necessitando procurar o PS 3x em 2 semanas. Refere que não consegue perder peso mesmo realizando dieta alimentar e caminhadas e faz uso regular dos medicamentos prescritos. Relata que apresenta **disúria** e **hematúria** há 2 dias. Apresenta PA 120X80 mmHg, **sem edemas de MMII**. Faz uso de atenolol 25 mg 2X/dia, metformina 850 mg 2X/dia. Solicitado exames laboratoriais (hemoglobina glicada, colesterol total, LDL e triglicérides e exame de Urina I). Aumento metformina 850 mg para 3X/dia e prescrevo Ciprofloxacino 250 mg cada 12 horas, durante 7 dias. Oriento a manter os medicamentos em uso e a modificar o estilo de vida e retornar para acompanhamento ambulatorial.



Além da identificação de entidades, outras técnicas de PLN também podem ser utilizadas para a busca e extração de conceitos clínicos relevantes, como a detecção de negação e a resolução de ambiguidades. A detecção de negação, por exemplo, é útil para identificar quando um sintoma é negado pelo paciente ou um diagnóstico dado pelo médico nega alguma condição. A precisão na detecção de negação é fundamental para a interpretação dos dados clínicos (Nath; Lee; Lee, 2022).

Outra técnica importante na busca e extração de conceitos clínicos é o mapeamento de terminologia, que consiste na associação dos termos clínicos encontrados nos textos com um conjunto de termos padronizados, como a Classificação Internacional de Doenças (CID) ou o *Systemized Nomenclature of Medicine* (SNOMED CT). Isso permite uma melhor organização e interpretação dos dados clínicos, facilitando a análise e a tomada de decisão médica (Fennelly et al., 2021).

A busca e extração de conceitos clínicos relevantes é fundamental para a análise de dados clínicos em larga escala, permitindo a identificação de padrões e tendências em doenças, tratamentos e outros aspectos da saúde. Além disso, essas técnicas de PLN também podem ser utilizadas para a construção de sistemas de suporte à decisão médica, que auxiliam os profissionais de saúde na escolha de tratamentos mais adequados para cada paciente (Demner-Fushman; Chapman; McDonald, 2009).

21.3.4 Relações temporais

Uma linha do tempo do paciente é uma representação gráfica que organiza as informações clínicas de um paciente de maneira cronológica. O interesse pela pesquisa em extração de relações temporais provém da característica longitudinal dos dados presentes nos Registros Eletrônicos de Saúde. Esses registros contêm múltiplos textos clínicos referentes ao mesmo paciente, escritos em diferentes momentos (Gumiel et al., 2021).

A extração de relações temporais concentra-se na organização sequencial de menções em um texto, sendo essas menções eventos médicos ou expressões temporais.

No contexto clínico, eventos médicos são circunstâncias clínicas de relevância, cujo escopo é delimitado pelo contexto da aplicação. Por exemplo, para a extração de informações significativas para o diagnóstico, pode ser apropriado delimitar eventos como menções a tratamentos passados, sinais, sintomas, medicamentos em uso e exames realizados pelo paciente com os respectivos resultados. Já as expressões temporais envolvem menções de tempo, como a duração de um sintoma ou indicações de quando o paciente realizou determinada cirurgia. É notável que as expressões temporais só têm significado quando associadas a algum evento, enquanto os eventos podem fazer sentido quando relacionados entre si.

A fim de extrair essas menções do texto, são empregadas técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), como a Reconhecimento de Entidades Nomeadas. A tarefa de NER consiste em identificar e classificar automaticamente eventos e expressões temporais.

Com eventos e expressões temporais devidamente identificados, aplica-se a extração de relações temporais, uma técnica de PLN que se concentra na conexão de eventos entre si ou com expressões temporais. Desse modo, cada entidade acaba sendo relacionada a um período de tempo específico.

Ao considerar relações temporais no contexto clínico, diversas áreas de pesquisa emergem. Doenças crônicas, por exemplo, apresentam uma natureza longitudinal que torna a



temporalidade extremamente relevante, pois existem fluxos de dados do paciente contínuos e extensos, nos quais podem ser extraídos padrões significativos (Sheikhalishahi et al., 2019). A progressão de uma doença e os eventos a ela associados são registrados cronologicamente, onde certos eventos são relevantes apenas em momentos específicos, como problemas médicos identificados durante um exame físico em uma consulta ambulatorial ou sintomas relatados (Sheikhalishahi et al., 2019). No caso de tratamento ineficaz de hipertensão com monoterapia, por exemplo, busca-se terapias com medicamentos combinados. Portanto, algumas informações sobre a progressão de doenças podem ser mais facilmente discernidas por meio da extração de relações temporais (Gumiel et al., 2021).

A aplicação prática de uma linha do tempo na área da saúde pode ser utilizada para analisar a evolução do quadro clínico do paciente ao longo do tempo, identificar possíveis tendências e realizar previsões. Além disso, a linha do tempo do paciente pode ser integrada a sistemas de suporte à decisão médica, contribuindo para a seleção de tratamentos mais adequados para cada paciente.

21.3.5 Sumarização

A sumarização de evoluções clínicas é uma tarefa de PLN que tem como objetivo extrair as informações mais relevantes de um conjunto de dados clínicos, de forma a produzir uma versão resumida e legível dessas informações. A Figura 21.5 exibe um exemplo fictício de uma narrativa clínica sumarizada.

Figura 21.5: Exemplo fictício de uma narrativa clínica sumarizada, na qual as informações mais importantes foram mantidas.

Exemplo de Sumarização

Paciente hipertenso, dislipidêmico e sobrepeso, internou por 2 dias na clínica médica devido à crise hipertensiva e queixa de formigamento no MSD. Solicitado exames laboratoriais, ECG e cateterismo cardíaco. Sem apresentação de alterações enzimáticas e do ECG. Cateterismo sem lesões obstrutivas graves na CD, DP e VP, TCE sem lesões, DA e Dg1 sem lesões, CX, Mg1 e VPE sem lesões. Medicado e manteve a pressão arterial estável e sem queixas de dor. Mantido os medicamentos em uso: Atenolol 100 mg 1x/dia, Anlodipino 5mg 2xd e Atorvastatina 20mg a noite. Recebe alta hospitalar com a pressão arterial controlada e sem sintomas para dor. Oriento para a adesão medicamentosa, mudança de estilo de vida e acompanhamento ambulatorial.

Para realizar a sumarização de evoluções clínicas, são utilizadas técnicas de sumarização automática de texto, que podem ser baseadas em abordagens extrativas ou abstrativas⁴.

Na abordagem extrativa, as frases mais importantes do texto original são selecionadas e combinadas para formar um resumo. Já na abordagem abstrativa, o resumo é gerado a partir da síntese das informações do texto original, gerando uma nova versão que não necessariamente contém as mesmas palavras e frases do texto original.

Para realizar a sumarização de evoluções clínicas, são utilizadas técnicas de processamento de linguagem natural, incluindo NER para identificar as entidades relevantes, PoS (*Part-*

⁴Para projetos de sumarizadores em português, visite: <https://sites.icmc.usp.br/taspardo/sucinto/>



of-Speech) para identificar as partes do discurso e gramática do texto e também técnicas de análise sintática e semântica.

Essa tarefa de PLN é muito útil para os profissionais da área da saúde, pois permite que eles analisem brevemente as informações mais importantes dos pacientes, como histórico de doenças, exames realizados, tratamentos prescritos, entre outras informações clínicas (Gulden et al., 2019).

21.4 Para onde estamos caminhando?

Embora a tecnologia de PLN na área clínica tenha avançado significativamente nos últimos anos, ainda existem vários desafios a serem superados. Alguns desses desafios incluem:

- Garantir a qualidade dos dados clínicos utilizados para treinar e testar os modelos de PLN, incluindo a devida anonimização e a padronização dos termos utilizados, assegurando a ética e a privacidade dos dados clínicos;
- Desenvolver modelos de PLN capazes de lidar com textos clínicos mais complexos e heterogêneos, como notas de enfermagem, laudos médicos e textos escritos por pacientes;
- Integrar os modelos de PLN em sistemas de informação em saúde existentes, garantindo a interoperabilidade e a segurança dos dados;
- Garantir a aceitação e a adoção dos modelos de PLN pelos profissionais de saúde, demonstrando sua utilidade e eficácia na prática clínica.

É importante destacar que, embora o PLN possa ser útil na análise e interpretação de dados clínicos, ele não pode substituir a experiência e o conhecimento clínico de um médico ou de outros profissionais de saúde. A tecnologia pode ser uma ferramenta valiosa para auxiliar na tomada de decisões clínicas, mas não pode substituir o julgamento clínico humano. Ressalta-se que o desenvolvimento de tecnologias de PLN na área clínica seja visto como uma forma de complementar e melhorar o cuidado ao paciente, e não como uma substituição aos profissionais de saúde.

Referências

CHEN, A.; CHEN, D. O. Simulation of a machine learning enabled learning health system for risk prediction using synthetic patient data. **Scientific Reports**, v. 12, n. 1, p. 17917, out. 2022.

DALIANIS, H. Characteristics of Patient Records and Clinical Corpora. Em: **Clinical Text Mining: Secondary Use of Electronic Patient Records**. Cham: Springer International Publishing, 2018. p. 21–34.

DEMNER-FUSHMAN, D.; CHAPMAN, W. W.; MCDONALD, C. J. What can natural language processing do for clinical decision support? **J Biomed Inform**, v. 42, n. 5, p. 760–772, ago. 2009.

FENNELLY, O. et al. Use of standardized terminologies in clinical practice: A scoping review. **Int J Med Inform**, v. 149, p. 104431, fev. 2021.



- GONÇALVES, T. et al. Clinical Screening Prediction in the Portuguese National Health Service: Data Analysis, Machine Learning Models, Explainability and Meta-Evaluation. **Future Internet**, v. 15, n. 1, p. 26, 2023.
- GULDEN, C. et al. Extractive summarization of clinical trial descriptions. **International Journal of Medical Informatics**, v. 129, p. 114–121, 2019.
- GUMIEL, Y. B. et al. Temporal Relation Extraction in Clinical Texts: A Systematic Review. v. 54, n. 7, set. 2021.
- JIANG, S. et al. Multi-Ontology Refined Embeddings (MORE): A hybrid multi-ontology and corpus-based semantic representation model for biomedical concepts. **Journal of Biomedical Informatics**, v. 111, p. 103581, 2020.
- JONES, K. H. et al. Toward the Development of Data Governance Standards for Using Clinical Free-Text Data in Health Research: Position Paper. **J Med Internet Res**, v. 22, n. 6, p. e16760, jun. 2020.
- KOLECK, T. A. et al. Natural language processing of symptoms documented in free-text narratives of electronic health records: a systematic review. **J Am Med Inform Assoc**, v. 26, n. 4, p. 364–379, abr. 2019.
- LEE, J. et al. BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining. **Bioinformatics**, v. 36, n. 4, p. 1234–1240, set. 2019.
- LIU, Z. et al. De-identification of clinical notes via recurrent neural network and conditional random field. **J Biomed Inform**, v. 75S, p. S34–S42, jun. 2017.
- MATTHIESSEN, M. C. M. I. Applying systemic functional linguistics in healthcare contexts. **Text and Talk**, v. 33, n. 4-5, p. 437–447, 19 ago. 2013.
- MATTHIESSEN, M. C. M. I.; TERUYA, K.; WU, C. Multilingual studies as a multi-dimensional space of interconnected language studies. Em: **Meaning in context : strategies for implementing intelligent applications of language studies**. [s.l.] Continuum, 2008. p. 146–221.
- NATH, N.; LEE, S.-H.; LEE, I. NEAR: Named Entity and Attribute Recognition of Clinical Concepts. **J. of Biomedical Informatics**, v. 130, n. C, jun. 2022.
- OLIVEIRA, L. E. S. et al. SemClinBr - a multi-institutional and multi-specialty semantically annotated corpus for Portuguese clinical NLP tasks. **Journal of Biomedical Semantics**, v. 13, n. 1, a2022.
- OLIVEIRA, L. F. A. DE et al. **Challenges In Annotating A Treebank Of Clinical Narratives In Brazilian Portuguese**. Computational Processing of the Portuguese Language: 15th International Conference, PROPOR 2022, Fortaleza, Brazil, March 21–23, 2022, Proceedings. **Anais...Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, b2022**. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-98305-5_9>
- SANTOS, H. D. P. D.; ULBRICH, A. H. D. P. S.; VIEIRA, R. **Evaluation of a Prescription Outlier Detection System in Hospital's Pharmacy Services**. 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). **Anais...IEEE, 2021**.
- SANTOS, J. et al. **De-identification of clinical notes using contextualized language models and a token classifier**. Brazilian Conference on Intelligent Systems. **Anais...Springer, 2021**.
- SHEIKHALISHAHI, S. et al. Natural Language Processing of Clinical Notes on Chronic Diseases: Systematic Review. **JMIR Med Inform**, v. 7, n. 2, p. e12239, abr. 2019.
- SHICKEL, B. et al. Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques



Referências

- for Electronic Health Record (EHR) Analysis. **IEEE J Biomed Health Inform**, v. 22, n. 5, p. 1589–1604, out. 2017.
- SILVA, A. P. DA et al. Risco de queda relacionado a medicamentos em hospitais: abordagem de aprendizado de máquina. **Acta Paulista de Enfermagem**, v. 36, 2023.
- TURCHIOE, M. R. et al. Systematic review of current natural language processing methods and applications in cardiology. **Heart**, v. 108, n. 12, p. 909–916, 2022.
- WU, H. et al. SemEHR: A general-purpose semantic search system to surface semantic data from clinical notes for tailored care, trial recruitment, and clinical research. **J Am Med Inform Assoc**, v. 25, n. 5, p. 530–537, 2018.
- YAN, M. Y.; GUSTAD, L. T.; NYTRØ, Ø. Sepsis prediction, early detection, and identification using clinical text for machine learning: a systematic review. **J Am Med Inform Assoc**, v. 29, n. 3, p. 559–575, jan. 2022.
- YANG, H. et al. Clinical Trial Classification of SNS24 Calls with Neural Networks. **Future Internet**, v. 14, n. 5, p. 130, 2022.

