

Deep Learning dalam Prediksi Kebiasaan Merokok di Inggris Guna Mendukung Kebijakan Kesehatan Masyarakat yang Lebih Efektif

Muhammad Arden Prabaswara ⁽¹⁾, Kalistus Haris Pratama ⁽²⁾, Desva Fitrandi Majid ⁽³⁾,
Febri Liantoni ^{(4)*}

Teknik Informatika dan Komputer, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan,
Universitas Sebelas Maret, Surakarta
e-mail : {ardenio88,hariswonogiri,desvafitrandi}@student.uns.ac.id, febri.liantoni@gmail.com.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 20 Desember 2023, direvisi 20 April 2024, diterima 2 Mei 2024, dan dipublikasikan 25 Mei 2024.

Abstract

Smoking is a common practice throughout the world, where a person smokes and inhales the smoke produced from burning tobacco or other tobacco products. This action has become a significant global health issue because of the various health risks. This activity is often considered an addictive habit because nicotine, the psychoactive compound in tobacco, can cause physical and psychological dependence. This research applies Deep Learning methods to predict data on smoking habits in the UK. The dataset used in this research includes information about gender, age, marital status, highest level of education, nationality, ethnicity, income, and region. Through this research using Deep Learning methods, we can examine a complex data set that describes Smoking Habits in the UK. Based on trials with a dataset of 1,691 items, an accuracy of 78% was obtained. This research can provide important insights into the effectiveness of anti-smoking policies that have been implemented and help plan further actions to reduce the prevalence of smoking and its negative impact on society.

Keywords: Smoke, Predictions, Deep Learning, Tobacco, Addictive

Abstrak

Merokok adalah praktik yang umum di seluruh dunia, di mana seseorang menghisap dan menghirup asap yang dihasilkan dari pembakaran tembakau atau produk tembakau lainnya. Tindakan ini telah menjadi isu kesehatan global yang penting karena berbagai risiko yang mengganggu kesehatan. Aktivitas ini seringkali dianggap sebagai kebiasaan adiktif karena nikotin, senyawa psikoaktif dalam tembakau dapat menyebabkan ketergantungan fisik dan psikologis. Penelitian ini menerapkan metode *deep learning* dalam memprediksi data kebiasaan merokok di Inggris. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini mencakup informasi tentang jenis kelamin, umur, status pernikahan, pendidikan terakhir, kewarganegaraan, etnis, pendapatan, dan wilayah. Melalui penelitian ini dengan metode *deep learning*, dapat memeriksa kumpulan data yang kompleks yang menggambarkan Kebiasaan Merokok di Inggris. Berdasarkan uji coba dengan *dataset* 1.691 *item*, diperoleh akurasi sebesar 78%. Penelitian ini dapat memberikan wawasan penting tentang efektivitas kebijakan anti-merokok yang telah diterapkan dan membantu merencanakan tindakan selanjutnya untuk mengurangi prevalensi merokok dan dampak negatifnya terhadap masyarakat.

Kata Kunci: Merokok, Prediksi, Deep Learning, Tembakau, Adiktif

1. PENDAHULUAN

Di Britania Raya (UK), pemerintah telah mengimplementasikan peraturan publik yang ketat guna menjaga kesehatan masyarakat terkait konsumsi rokok. Salah satu langkah kunci adalah larangan merokok di dalam ruang publik yang tertutup, termasuk restoran, sarana transportasi umum, dan tempat kerja (Akinosho et al., 2020; Jones et al., 2015). Selain itu, kemasan rokok wajib menampilkan peringatan kesehatan yang mencolok, dan iklan produk tembakau dibatasi secara ketat. Upaya lainnya yang dilakukan oleh UK adalah dengan meningkatkan tarif cukai tembakau, yang bertujuan untuk mengurangi konsumsi rokok serta mendorong perokok untuk berhenti, dimana itu semua merupakan bagian dari inisiatif pemerintah guna mengurangi dampak



negatif rokok terhadap kesehatan masyarakat (Allender et al., 2009; Najafabadi et al., 2015). Oleh karena itu, penting untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kebiasaan merokok, mengembangkan cara untuk memprediksi, dan mengurangi tren merokok untuk meningkatkan kesehatan masyarakat.

Di Inggris, seperti di banyak negara lainnya, berbagai upaya telah dilakukan untuk mengurangi jumlah perokok. Namun untuk memperoleh tujuan tersebut, diperlukan pemahaman yang lebih mendalam mengenai faktor-faktor yang menyebabkan individu mulai atau terus merokok. Secara internasional, pemerintah berinvestasi dalam upaya untuk mencoba dan meningkatkan pengambilan keputusan program dan kebijakan kesehatan masyarakat (Rickert et al., 2007). Penggunaan bukti penelitian dalam pengambilan keputusan kebijakan kesehatan masyarakat dipengaruhi oleh serangkaian faktor kontekstual yang terjadi pada tingkat individu, organisasi, dan eksternal. Lalu untuk prediksi kebiasaan merokok sendiri menjadi penting dalam konteks kebijakan kesehatan karena pemahaman terhadap kebiasaan merokok berperan penting dalam merencanakan strategi pencegahan yang efektif untuk mengurangi dampak penyakit dan kematian akibat merokok.

Prediksi kebiasaan merokok membantu alokasi sumber daya kesehatan yang lebih efisien, sementara upaya pencegahan dan dukungan bagi individu untuk berhenti merokok dapat meningkatkan kualitas hidup penduduk. Faktanya, status merokok sebelumnya dan pengaruh teman memiliki peran penting sebagai prediktor kebiasaan merokok. Keberlanjutan perilaku merokok dari masa remaja hingga dewasa menekankan pentingnya program pencegahan di sekolah menengah pertama, namun juga perlu diperhatikan bahwa banyak individu mulai merokok setelah itu. Oleh karena itu, pemahaman dan prediksi perilaku merokok mendukung desain kebijakan kesehatan yang efektif, melalui identifikasi faktor risiko yang terkait dengan merokok, pengembangan program pencegahan yang ditargetkan pada kelompok berisiko tinggi, dan alokasi sumber daya kesehatan yang lebih efisien (Rickert et al., 2007).

Beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi dan perkembangan kecerdasan buatan khususnya metode *deep learning* yang telah membuka peluang baru dalam menganalisis dan memprediksi perilaku manusia. *Deep learning* adalah aspek jaringan saraf tiruan yang bertujuan untuk meniru teknik *machine learning* yang digunakan manusia untuk memperoleh jenis pengetahuan tertentu. *Deep learning* dapat didefinisikan sebagai mempelajari berbagai tingkat representasi dan abstraksi yang membantu kita memahami data seperti gambar, suara, dan teks (Karlsson et al., 2021; Ristoski et al., 2015; Sathishkumar et al., 2023). *Deep learning* memiliki kemampuannya untuk secara otomatis menggali pola-pola kompleks dari data melalui jaringan *neural multi-layer*, memungkinkan analisis efisien terhadap data berskala besar, generalisasi yang kuat terhadap situasi baru, dan kemampuan untuk menangani data dalam format yang beragam seperti gambar, suara, serta teks. Perbedaan mendasar dibandingkan *machine learning* biasa terletak pada kemampuannya untuk mengekstraksi fitur-fitur yang abstrak, algoritma optimasi yang lebih canggih, dan ketergantungan pada sumber daya komputasi yang besar untuk pelatihan model yang optimal. Metode ini dapat digunakan sebagai alat yang sangat efektif dalam penelitian untuk memprediksi kebiasaan merokok. *Deep learning* mampu memproses data kompleks dan mengekstraksi fitur yang mendalam, yang memungkinkan peneliti untuk mengembangkan model prediktif yang lebih kuat dan akurat dalam memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kebiasaan merokok.

Artikel ini menggunakan penggunaan *deep learning* sebagai salah satu alat untuk memprediksi kebiasaan merokok di Inggris dengan *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini mencakup informasi tentang jenis kelamin, umur, status pernikahan, pendidikan terakhir, kewarganegaraan, etnis pendapatan, dan wilayah. Dengan memanfaatkan *big data* dan teknik pemrosesan data tingkat lanjut, kita dapat mengidentifikasi pola mendasar perilaku merokok dan faktor-faktor yang mempengaruhi kebiasaan tersebut. Selain itu, pentingnya mengevaluasi efektivitas kebijakan anti-merokok yang telah diterapkan di Inggris merupakan faktor yang signifikan dalam upaya mengurangi jumlah perokok. Proses evaluasi ini dapat memberikan informasi berharga mengenai keberhasilan upaya pencegahan merokok yang dilaksanakan atau upaya yang perlu ditingkatkan.

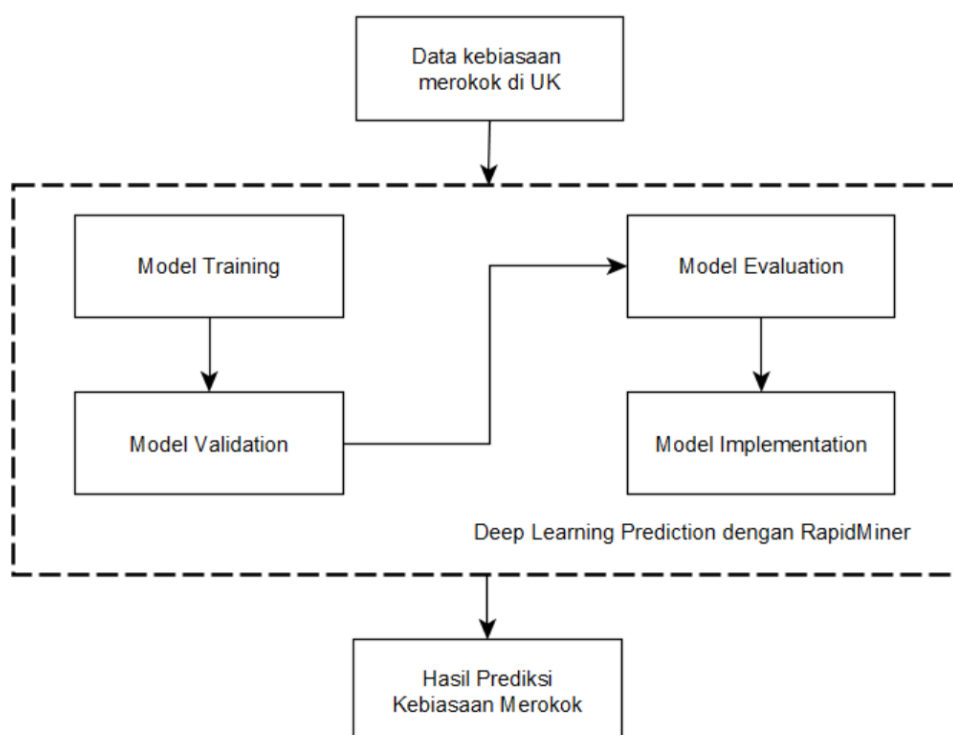


Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menjelaskan konsep dasar *deep learning*, menyelidiki peran teknologi ini dalam mempelajari kebiasaan merokok, dan mengeksplorasi potensi penggunaannya dalam memprediksi tren merokok di Inggris. Dengan menggunakan pendekatan *deep learning*, diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kebiasaan merokok di Inggris dan memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih efektif yang bertujuan untuk mengurangi angka perokok di Inggris.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk memprediksi kebiasaan merokok pada individu tertentu di Inggris. Metode ini dijadikan sebagai alat untuk menilai apakah seseorang cenderung merokok atau tidak, sehingga dapat memberikan kontribusi berharga dalam merancang kebijakan kesehatan masyarakat, terutama dalam upaya anti-merokok. Dengan memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kebiasaan merokok, penelitian ini diharapkan dapat membantu masyarakat untuk mengurangi prevalensi merokok dan dampak negatifnya terhadap kesehatan.

Penelitian ini menggunakan metode *deep learning* untuk analisis data. Peneliti menerapkan jaringan saraf tiruan yang mendalam (*deep neural networks*) dengan bantuan perangkat lunak RapidMiner. RapidMiner merupakan sebuah platform modern untuk analisis yang memiliki beragam fitur seperti *data mining*, analisis prediktif, bisnis *analytics*, *machine learning*, *text mining*, dan banyak lagi (Čižiks & Grabusts, 2019; Kotu & Deshpande, 2019; LeCun et al., 2015). Dalam konteks ini, RapidMiner digunakan untuk mengukur dan mengoptimalkan kinerja algoritma-algoritma *deep learning*. Tujuannya adalah menemukan algoritma terbaik untuk keperluan klasifikasi, prediksi, dan teknik *data mining* lainnya yang tidak hanya efektif tapi juga mudah digunakan (Čižiks & Grabusts, 2019; Zardo & Collie, 2014). Di samping itu, RapidMiner juga dilengkapi dengan fitur-fitur lain seperti analisis dan visualisasi prediktif, evaluasi data, manipulasi data, pembuatan model, dan sebagainya (Mccaig, 1990; Zardo & Collie, 2014). Langkah-langkah penelitian dijelaskan dalam diagram alur seperti yang terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur Metode *Deep Learning* dengan RapidMiner



Pada tahap *preprocessing* data, terdapat langkah penting untuk memastikan validitas dan kualitas *dataset* yang terdiri dari 1691 *item*. Pembersihan data, juga dikenal sebagai *data cleaning*, merupakan langkah awal yang penting. Langkah-langkah untuk melakukan proses ini, tujuannya adalah untuk dapat memverifikasi keakuratan serta relevansi data yang diterapkan dalam analisis, perlu dipastikan bahwa data tersebut sesuai dengan keperluan riset yang bertujuan untuk memprediksi perilaku merokok. Pada tahap ini, data yang tidak akurat atau tidak lengkap diidentifikasi dan dihilangkan dengan menggunakan berbagai metode yang sesuai dengan jenis data yang diproses. Jika kumpulan data ini berisi data numerik, peneliti memeriksa rentang nilai yang valid, mengidentifikasi dan menangani nilai yang hilang, serta mendeteksi dan menangani *outlier* sesuai dengan metode peneliti dengan manajemen data yang baik. Langkah ini penting karena akan memastikan bahwa *dataset* yang akan digunakan untuk melatih model *deep learning* bersih, andal, dan siap untuk dianalisis secara mendalam guna mendapatkan hasil prediksi yang akurat.

Proses prediksi kebiasaan merokok menggunakan metode *deep learning*, yang telah terbukti memiliki akurasi dan kapabilitas yang tinggi ketika diterapkan pada *dataset* berukuran besar, seperti yang dijelaskan dalam penelitian sebelumnya (Kitcharoen et al., 2013). Metode ini berlandaskan pada jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) yang dirancang untuk mempelajari representasi data yang kompleks dan mengekstraksi fitur mendalam yang memungkinkan model untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi kebiasaan merokok. Melalui pendekatan ini, kita dapat memprediksi kebiasaan merokok dengan menggabungkan informasi awal atau data latihan dengan bukti baru atau data uji dalam suatu model yang kuat berdasarkan *deep learning*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kumpulan data yang diperoleh pada langkah pemilihan data dipisahkan dengan metode validasi silang. Validasi silang merupakan pendekatan yang kuat untuk menguji performa model. Dalam konteks ini, data akan dibagi menjadi lipatan (*folds*) yang lebih kecil, dan proses validasi akan dilakukan pada setiap lipatan. Khususnya, peneliti akan menggunakan validasi silang 10-*folds*, di mana data akan dibagi menjadi 10 lipatan. Pada setiap iterasi, satu lipatan akan diambil sebagai data uji, sementara sembilan lipatan lainnya akan digunakan sebagai data latihan. Dengan demikian, model akan diuji sebanyak 10 kali dan hasil performanya akan diambil sebagai indikator yang kuat untuk akurasi model dalam prediksi kebiasaan merokok.

Tabel 1 menunjukkan contoh data awal sebelum proses pra-pemrosesan data. Fitur yang digunakan dalam *dataset* ini mencakup beberapa aspek terkait prediksi kebiasaan merokok. Dalam proses analisis data ini, kita akan memastikan bahwa *dataset* yang digunakan dalam pelatihan model *deep learning* telah mengalami tahap pra-pemrosesan dengan baik sehingga dapat menghasilkan hasil prediksi yang lebih akurat dan relevan dengan kebijakan anti-merokok yang sedang diinvestigasi. Fitur-fitur tersebut bisa mencakup *gender*, *age*, *marital status*, *highest qualification*, *nationality*, *ethnicity*, *gross income*, dan *region*.

Tabel 1 Contoh Data Sebelum *Preprocessing*

gender	age	marital_status	highest_qualification	nationality	ethnicity	gross_income	region	smoke
Male	65	Married	Degree	British	White	28,600 to 36,400	Midlands & East Anglia	?
Female	39	Single	Degree	Irish	White	20,800 to 28,600	Midlands & East Anglia	?
Female	57	Married	Higher/Sub Degree	British	White	15,600 to 20,800	Midlands & East Anglia	?
Female	31	Married	A Levels	British	White	2,600 to 5,200	Midlands & East Anglia	?
Male	79	Married	No Qualification	British	White	10,400 to 15,600	Midlands & East Anglia	?

Setelah mengumpulkan data awal, langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan praproses data. Hal ini dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum melanjutkan analisis lebih lanjut terhadap perkiraan binomial. Sebelum data dapat diolah lebih lanjut, perlu dilakukan konversi ke



format yang memenuhi persyaratan analitis, dan akan digunakan model peramalan binomial. Transformasi data ini dilakukan berdasarkan tipe kelas atau nilai kelas pada kumpulan data. Tujuan utama transformasi ini adalah untuk memastikan bahwa data dapat diinterpretasikan dengan benar dan memenuhi persyaratan yang disyaratkan oleh model peramalan binomial. Dengan melakukan langkah ini diharapkan data dapat dipersiapkan secara optimal sebelum dilanjutkan ke analisis lebih lanjut yang melibatkan peramalan binomial.

Proses transformasi data berperan penting dalam meningkatkan kualitas data dan memastikan bahwa persyaratan yang disyaratkan oleh model peramalan binomial terpenuhi. Dengan melakukan transformasi data, peneliti dapat memastikan bahwa model prediksi biner dapat beroperasi dengan efisiensi dan akurasi tinggi saat membuat prediksi pilihan (ya/tidak). Contoh hasil transformasi data dapat dilihat pada Tabel 2 yang menunjukkan bagaimana data ditransformasikan sesuai kebutuhan analitis untuk mencapai prediksi binomial.

Tabel 2 Contoh Data Setelah *Preprocessing*

gender	age	marital_status	highest_qualification	nationality	ethnicity	gross_income	region	smoke
Male	65	Married	Degree	British	White	28,600 to 36,400	Midlands & East Anglia	No
Female	39	Single	Degree	Irish	White	20,800 to 28,600	Midlands & East Anglia	No
Female	57	Married	Higher/Sub Degree	British	White	15,600 to 20,800	Midlands & East Anglia	No
Female	31	Married	A Levels	British	White	2,600 to 5,200	Midlands & East Anglia	No
Male	79	Married	No Qualification	British	White	10,400 to 15,600	Midlands & East Anglia	No

Langkah setelah melakukan persiapan data adalah mengolah data menggunakan alat analisis seperti RapidMiner 10.2 untuk membuat model *forecasting* binomial. RapidMiner adalah perangkat lunak analisis data yang kuat dan terkenal yang menyediakan berbagai algoritma *machine learning* serta teknik analisis untuk pemodelan dan analisis data.

Setelah membuat model *forecasting* binomial menggunakan RapidMiner, langkah selanjutnya adalah menjalankan eksperimen untuk mengevaluasi performa model. Pengujian menggunakan 24 sampel data latih dan data uji yang terpisah. Data eksperimen ini memvalidasi kemampuan model *forecasting* binomial untuk memprediksi hasil secara akurat dan konsisten berdasarkan data dunia nyata. Contoh data eksperimen ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Contoh Data Uji

gender	age	marital_status	highest_qualification	nationality	ethnicity	gross_income	region	smoke
Male	56	Married	No Qualification	English	White	10,400 to 15,600	Midlands & East Anglia	No
Male	34	Single	GCSE/O Level	British	White	15,600 to 20,800	Midlands & East Anglia	Yes
Female	24	Married	A Levels	English	White	20,800 to 28,600	Midlands & East Anglia	No
Female	42	Single	GCSE/O Level	British	White	15,600 to 20,800	Midlands & East Anglia	No
Male	71	Married	No Qualification	English	White	5,200 to 10,400	Midlands & East Anglia	No

Dari hasil pengujian terhadap 24 sampel data uji, diperoleh akurasi model *forecasting* binomial menggunakan *deep learning* sekitar 78%. Dibandingkan dengan penggunaan *deep learning* pada penelitian lain yang memiliki tingkat akurasi 88%, penelitian peneliti masih memerlukan improvisasi pada pengambilan data dan kualitas data untuk kedepannya, selain kualitas data, pengolahan data juga diperlukan untuk memperbaiki tingkat akurasi (Tweed et al., 2012). Meskipun tingkat akurasi ini mungkin tidak mencapai tingkat yang tinggi, namun tetap relevan dan memiliki dampak positif pada tujuan kita untuk mendukung kampanye anti-merokok di Inggris dan kebijakan kesehatan masyarakat.

Dengan menggunakan model prediksi yang memiliki tingkat akurasi yang relevan, kita dapat membuat keputusan yang lebih baik dalam konteks *forecasting* binomial untuk kebiasaan



merokok. Hal ini membantu kita menghindari keputusan yang tidak sesuai dengan realitas, serta memberikan landasan yang lebih kuat untuk mengambil langkah-langkah yang mendukung upaya mengurangi prevalensi merokok dan dampak negatifnya terhadap masyarakat.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil serangkaian eksperimen dan evaluasi yang dikembangkan dengan metode *forecasting* binomial yang inovatif dengan menggunakan *deep learning* untuk memprediksi kebiasaan merokok di Inggris, diperoleh akurasi mencapai sekitar 78%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang diterapkan dapat menghasilkan prediksi yang relevan dalam konteks *forecasting* binomial, yang dapat digunakan untuk mendukung kebijakan kesehatan masyarakat yang lebih efektif. Dengan tingkat ketelitian yang sesuai, informasi ini dapat membantu merancang strategi pencegahan yang lebih efektif, mengidentifikasi faktor-faktor risiko yang terkait dengan merokok, serta mengalokasikan sumber daya kesehatan dengan lebih efisien. Dengan hasil penelitian ini diharapkan dapat mendukung kampanye anti-merokok di Inggris dan kebijakan kesehatan masyarakat yang bertujuan mengurangi prevalensi merokok dan dampak negatifnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Akinosho, T. D., Oyedele, L. O., Bilal, M., Ajayi, A. O., Delgado, M. D., Akinade, O. O., & Ahmed, A. A. (2020). Deep learning in the construction industry: A review of present status and future innovations. *Journal of Building Engineering*, 32, 101827. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101827>
- Allender, S., Balakrishnan, R., Scarborough, P., Webster, P., & Rayner, M. (2009). The burden of smoking-related ill health in the UK. *Tobacco Control*, 18(4), 262–267. <https://doi.org/10.1136/tc.2008.026294>
- Čižiks, J., & Grabusts, P. (2019). Data Processing Using The Ibm Spss Modeler Tool. *HUMAN. ENVIRONMENT. TECHNOLOGIES. Proceedings of the Students International Scientific and Practical Conference*, 23, 16. <https://doi.org/10.17770/het2019.23.4388>
- Jones, A. M., Laporte, A., Rice, N., & Zucchelli, E. (2015). Do Public Smoking Bans have an Impact on Active Smoking? Evidence from the UK. *Health Economics*, 24(2), 175–192. <https://doi.org/10.1002/hec.3009>
- Karlsson, A., Ellonen, A., Irjala, H., Väliäho, V., Mattila, K., Nissi, L., Kytö, E., Kurki, S., Ristamäki, R., Vihinen, P., Laitinen, T., Älgars, A., Jyrkkio, S., Minn, H., & Heervä, E. (2021). Impact of deep learning-determined smoking status on mortality of cancer patients: never too late to quit. *ESMO Open*, 6(3), 100175. <https://doi.org/10.1016/j.esmoop.2021.100175>
- Kitcharoen, N., Kamolsantisuk, S., Angsomboon, R., & Achalakul, T. (2013). RapidMiner framework for manufacturing data analysis on the cloud. *The 2013 10th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, 149–154. <https://doi.org/10.1109/JCSSE.2013.6567336>
- Kotu, V., & Deshpande, B. (2019). Getting Started with RapidMiner. In *Data Science* (pp. 491–521). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814761-0.00015-0>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Mccaig, C. D. (1990). Electric Fields in Vertebrate Repair. *Experimental Physiology*, 75(2), 280–281. <https://doi.org/10.1113/expphysiol.1998.sp004170>
- Najafabadi, M. M., Villanustre, F., Khoshgoftaar, T. M., Seliya, N., Wald, R., & Muharemagic, E. (2015). Deep learning applications and challenges in big data analytics. *Journal of Big Data*, 2(1), 1–21. <https://doi.org/10.1186/S40537-014-0007-7/METRICS>
- Rickert, W. S., Wright, W. G., Trivedi, A. H., Momin, R. A., & Lauterbach, J. H. (2007). A comparative study of the mutagenicity of various types of tobacco products. *Regulatory Toxicology and Pharmacology*, 48(3), 320–330. <https://doi.org/10.1016/j.yrtph.2007.05.003>
- Ristoski, P., Bizer, C., & Paulheim, H. (2015). Mining the Web of Linked Data with RapidMiner. *Journal of Web Semantics*, 35, 142–151. <https://doi.org/10.1016/j.websem.2015.06.004>



- Sathishkumar, V. E., Cho, J., Subramanian, M., & Naren, O. S. (2023). Forest fire and smoke detection using deep learning-based learning without forgetting. *Fire Ecology*, 19(1), 1–17. <https://doi.org/10.1186/S42408-022-00165-0/FIGURES/5>
- Tweed, J. O., Hsia, S. H., Lutfy, K., & Friedman, T. C. (2012). The endocrine effects of nicotine and cigarette smoke. *Trends in Endocrinology & Metabolism*, 23(7), 334–342. <https://doi.org/10.1016/j.tem.2012.03.006>
- Zardo, P., & Collie, A. (2014). Predicting research use in a public health policy environment: results of a logistic regression analysis. *Implementation Science: IS*, 9(1), 142. <https://doi.org/10.1186/S13012-014-0142-8/TABLES/2>

