



Χρήση βαθιάς μάθησης και μηχανισμών προσοχής για την διάγνωση της νόσου Alzheimer’s

Μυροπούλου Νεφέλη, Περίχαρος Φώτιος-Κωνσταντίνος, Πούλιος Δημήτριος, Τσούλιας Νικηφόρος
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο

Περίληψη

Η νόσος Alzheimer’s είναι μια εκφυλιστική νευρολογική ασθένεια και η πιο κοινή αιτία άνοιας. Η άνοια αποτελεί την έβδομη συχνότερη αιτία θανάτου και είναι ένας από τους κυριότερους παράγοντες μειωμένης λειτουργικότητας των γηραιότερων ατόμων παγκοσμίως. Με τη χρήση εγκεφαλικών MRI τομογραφιών και συνελκτικών νευρωνικών δικτύων πολλές πρόσφατες έρευνες έχουν πετύχει υποσχόμενα αποτελέσματα στο πεδίο εντοπισμού νευρολογικών ασθενειών, όπως αυτής της νόσου Alzheimer’s. Παρόμοιες μέθοδοι και δεδομένα αξιοποιήθηκαν και στην παρούσα εργασία, ενώ παράλληλα έγινε προσθήκη μηχανισμών προσοχής (attention mechanisms) με στόχο την βελτίωση της ερμηνευσιμότητας και της ακρίβειας του αναπτυσσόμενου μοντέλου. Η αποτελεσματικότητα των κατασκευαζόμενων δικτύων αξιολογήθηκε με την χρήση μετρικών, αλλά και μέσω απεικονιστικών τεχνικών.

Εισαγωγή

Η νόσος Alzheimer’s είναι μια εκφυλιστική νευρολογική ασθένεια, η οποία επιφέρει σταδιακή φθορά και τελική ατροφία νευρικών κυττάρων του εγκεφάλου που συμμετέχουν σε γνωστικές λειτουργίες του ατόμου. Αποτελεί την πιο κοινή αιτία άνοιας, μιας διαταραχής με κύρια χαρακτηριστικά την απώλεια της μνήμης και άλλων γνωστικών ικανοτήτων του ατόμου. Σήμερα, 55 εκατομμύρια άνθρωποι πάσχουν από άνοια, με περίπου 10 εκατομμύρια νέες περιπτώσεις κάθε χρόνο. Οι αιτίες πρόκλησης της νόσου Alzheimer’s είναι συχνά γενετικές και οφείλονται σε γονιδιακές μεταλλάξεις, ενώ εξωγενείς παράγοντες όπως ο τρόπος ο ζωής, επίσης συμβάλλουν στην εμφάνισή της. Με τη χρήση εγκεφαλικών MRI τομογραφιών και τεχνικών βαθιάς μάθησης είναι δυνατή η διάγνωση νευρολογικών ασθενειών, όπως αυτής της νόσου Alzheimer’s. Συγκεκριμένα, στα πλαίσια αυτής της έρευνας εφαρμόστηκαν συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks ή CNNs), ένας από τους πιο δημοφιλείς και εδραιωμένους τύπους τεχνητών νευρωνικών δικτύων, με αξιοσημείωτες επιδόσεις σε εφαρμογές του τομέα της όρασης υπολογιστών. Παράλληλα, έγινε εφαρμογή μηχανισμών προσοχής, στόχος των οποίων είναι η προσομοίωση του τρόπου με τον οποίο ο ανθρώπινος εγκέφαλος επεξεργάζεται τις πληροφορίες που λαμβάνει μέσω της όρασης. Συγκεκριμένα, τα τμήματα του πεδίου οράσεως που εστιάζει το μάτι γίνονται αντιληπτά ως “υψηλής ευκρίνειας”, ενώ τα περιβάλλοντα χαρακτηρίζονται από “μειωμένη ευκρίνεια”. Η χρήση προσοχής βελτιώνει την απόδοση του δικτύου, μέσω εστίασης σε περιοχές υψηλότερου ενδιαφέροντος των εικόνων.

Στόχος

Αντικείμενο αυτής της εργασίας ήταν η ανάπτυξη ενός βέλτιστου συνελκτικού μοντέλου και η μετέπειτα ενσωμάτωση μηχανισμών προσοχής σε αυτό, με στόχο την διερεύνηση της επίδρασης μηχανισμών προσοχής σε μοντέλα

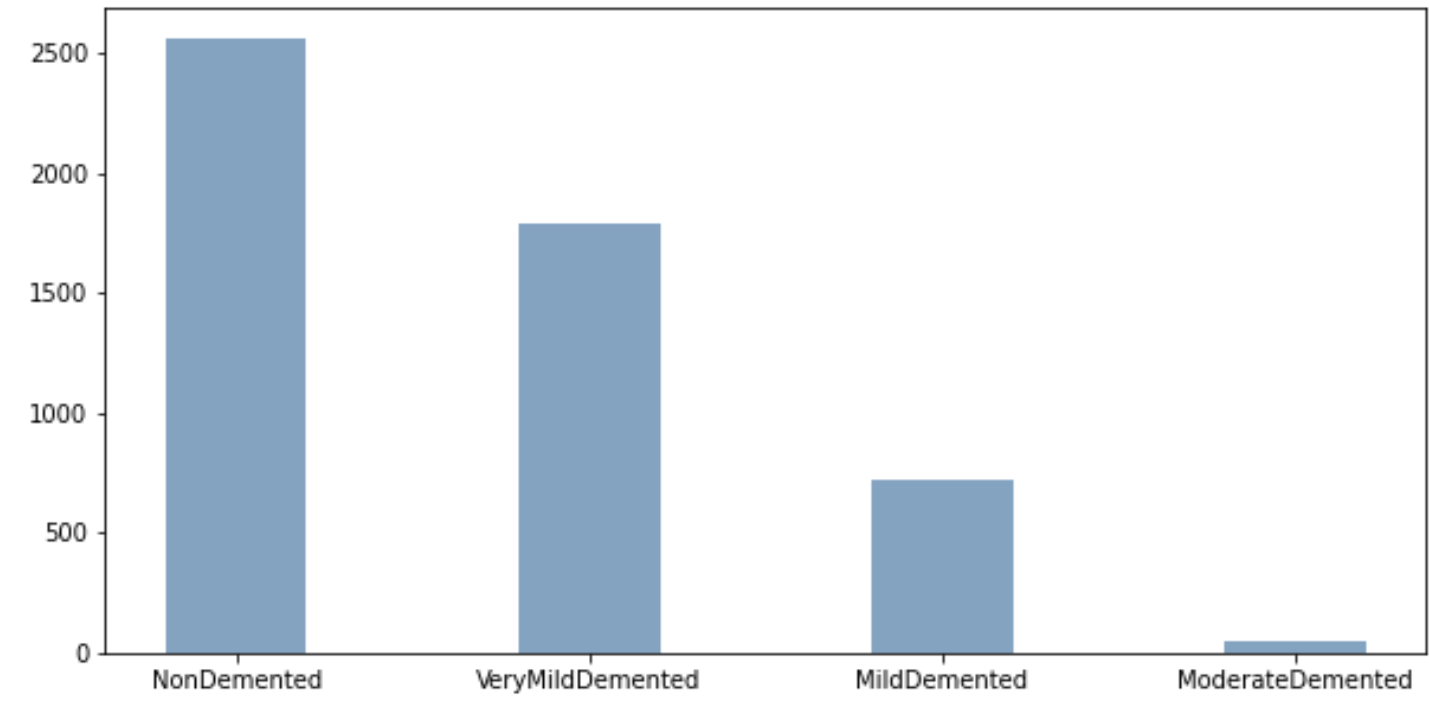
μηχανικής μάθησης για διαγνωστικούς σκοπούς. Για την εκπαίδευση των παραπάνω μοντέλων έγινε χρήση MRI εικόνων.

Μέθοδοι

Σύνολο δεδομένων

- ➔ Kaggle dataset 6400 MRI εικόνων που στη συνέχεια χωρίστηκε σε training και test υποσύνολα, με αναλογία 80% και 20% αντίστοιχα.
- ➔ Το 10% του training set χρησιμοποιήθηκε ως validation set.
- ➔ Το dataset ήταν εξ αρχής χωρισμένο στις παρακάτω 4 κλάσεις, ανάλογα με τον παρατηρούμενο βαθμό άνοιας:
 - Non Demented
 - Very Mild Demented
 - Mild Demented
 - Moderate Demented

Το σύνολο δεδομένων χαρακτηρίζετο από μεγάλη ανισορροπία μεταξύ των παραπάνω κλάσεων, η οποία επιχειρήθηκε να αντιμετωπιστεί με τεχνικές όπως οι data augmentation και weighted logistic regression.



Αρχιτεκτονική συνελκτικού νευρωνικού δικτύου

- ➔ Χρήση resizing και rescaling επιπέδων για την προεπεξεργασία των δεδομένων
- ➔ Χρήση convolutional, batch normalization και max pooling επιπέδων για την εξαγωγή χρήσιμων χαρακτηριστικών
- ➔ Ενσωμάτωση flatten, dense και dropout επιπέδων για την τελική ταξινόμηση

Εφαρμοζόμενοι μηχανισμοί προσοχής

- ✓ ECA-Net: εφαρμογή channel attention, χρήση ενός ECA-Net επιπέδου έπειτα από κάθε συνελκτικό επίπεδο
- ✓ CBAM: εφαρμογή channel & spatial attention, ομοίως ενσωμάτωση ενός CBAM επιπέδου έπειτα από κάθε συνελκτικό επίπεδο

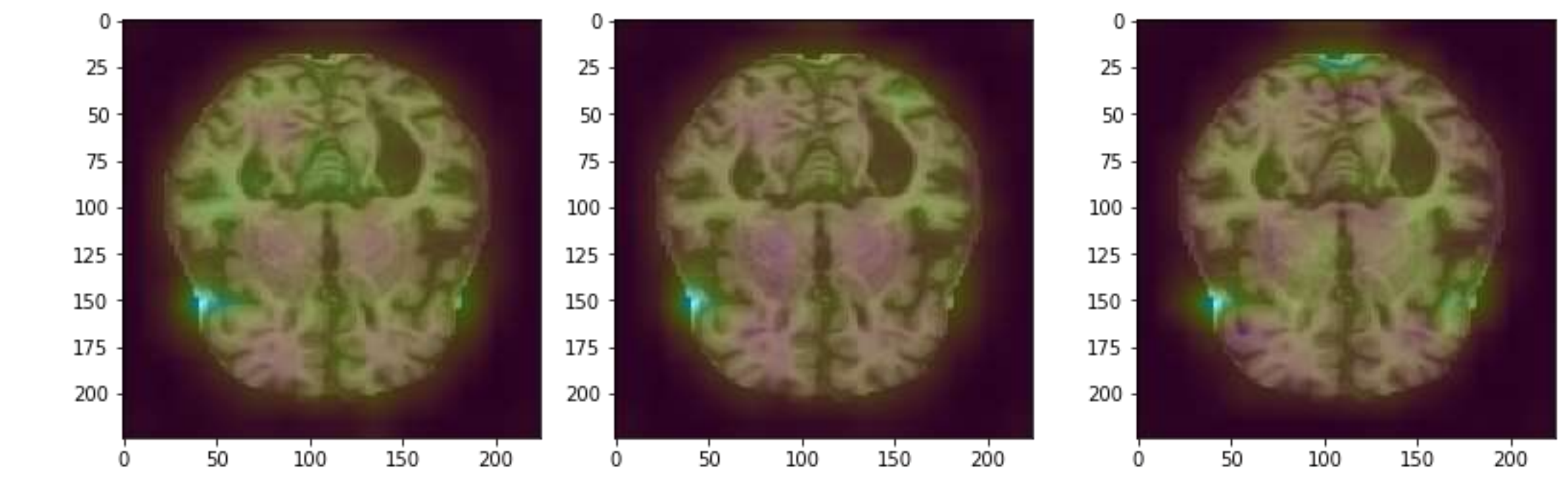
Μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για αξιολόγηση

- ✓ Precision
- ✓ Accuracy
- ✓ Recall
- ✓ AUC (Area Under the Curve)

Αποτελέσματα

	Accuracy	Precision	Recall	AUC
Απλό μοντέλο CNN	0.6724	0.6742	0.67	0.8643
Μοντέλο + ECA-Net	0. 7114	0.7112	0.7107	0.8609
Μοντέλο + CBAM	0.7310	0.7319	0.7302	0.8769

Σε όλες τις περιπτώσεις η απόδοση του μοντέλου κρίθηκε ικανοποιητική, λαμβάνοντας υπόψιν την αρχική ανισορροπία των κλάσεων του dataset και την απαιτητικότητα του προβλήματος που αντιμετωπίστηκε. Παρατηρούμε ότι η ενσωμάτωση των μηχανισμών προσοχής φαίνεται να ευνοεί την ταξινόμηση και συνεισφέρει στην καλύτερη απόδοση των μοντέλων και στις δύο περιπτώσεις. Οι τρεις αρχιτεκτονικές μελετήθηκαν και με χρήση της τεχνικής Gradient-weighted Class Activation Mapping, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την οπτικοποίηση των περιοχών μιας εικόνας που κρίνονται από ένα μοντέλο ως οι πιο σημαντικές για την ταξινόμησή της (χρωματισμός με πιο ανοιχτά κίτρινα-πράσινα χρώματα). Η χρήση της Grad-CAM τεχνικής ενισχύει την ερμηνευσιμότητα της υπό εξέταση αρχιτεκτονικής και μπορεί ακόμα να εξυπηρετήσει ως μέσο αξιολόγησης της ορθής λειτουργίας του μοντέλου.



Συμπεράσματα

Από τα αποτελέσματα αποφαινόμαστε ότι το μοντέλο λειτουργεί σε ικανοποιητικό βαθμό, βασιζόμενο στην αρχιτεκτονική του χωρίς την ενσωμάτωση κάποιου μηχανισμού προσοχής. Το μοντέλο με τα ενσωματωμένα ECA-Net επίπεδα παρουσίασε γενική βελτίωση της απόδοσης. Αντιθέτως, το μοντέλο με τον μηχανισμό CBAM δεν παρουσίασε κάποια βελτίωση στις μετρικές. Μελλοντικά, θα μπορούσαμε να βελτιώσουμε περαιτέρω την απόδοσή του μοντέλου με κατάλληλη προεπεξεργασία των δεδομένων (δοκιμή και άλλων τεχνικών αντιμετώπισης ανισορροπίας κλάσεων) αλλά και να βελτιστοποιήσουμε περαιτέρω την αρχιτεκτονική του CNN μοντέλου που υλοποιήσαμε, μέσω fine-tuning των υπερπαραμέτρων του.

Όσον αφορά στους μηχανισμούς προσοχής, μελλοντικός στόχος είναι η βαθύτερη ανάλυση και επεξήγηση των αποτελεσμάτων του μοντέλου που χρησιμοποιεί CBAM μηχανισμό. καθώς και η εξέταση περισσότερων μηχανισμών προσοχής.

Κώδικας Υλοποίησης



SCAN ME!

Αναφορές

[1] Sloane, P. D., Zimmerman, S., Suchindran, C., Reed, P., Wang, L., Boustani, M., & Sudha, S. (2002). The public health impact of Alzheimer's disease, 2000-2050: Potential implication of treatment advances. In Annual Review of Public Health (Vol. 23). <https://doi.org/10.1146/annurev.publhealth.23.100901.140525> [2] Gaugler, J., James, B., Johnson, T., Scholtz, K., & Weuve, J. (2016). 2016 Alzheimer's disease facts and figures. Alzheimer's and Dementia, 12(4). <https://doi.org/10.1016/j.jalz.2016.03.001> [3] Duyckaerts, C., Delatour, B., & Potier, M. C. (2009). Classification and basic pathology of Alzheimer disease. In Acta Neuropathologica (Vol. 118, Issue 1). <https://doi.org/10.1007/s00401-009-0532-1> [4] Finder, V. H. (2010). Alzheimer's disease: A general introduction and pathomechanism. In Journal of Alzheimer's Disease (Vol. 22, Issue SUPPL. 3). <https://doi.org/10.3233/JAD-2010-100975> [5] <https://www.neurologos.gr/alzheimer-symptomata-stadia-aitia-therapeia/> [6] Goedert, M., & Spillantini, M. G. (2006). A century of Alzheimer's disease. In Science (Vol. 314, Issue 5800). <https://doi.org/10.1126/science.1132814> [7] Berrios, G. E. (1990). Alzheimer's disease: A conceptual history. International Journal of Geriatric Psychiatry, 5(6). <https://doi.org/10.1002/gps.930050603> [8] Ballenger, J. F. (2006). Progress in the history of Alzheimer's disease: The importance of context. In Journal of Alzheimer's Disease (Vol. 9, Issue SUPPL. 3). <https://doi.org/10.3233/jad2006-9s302> [9] Merriam, A. E., Aronson, M. K., Gaston, P., Wey, S., & Katz, I. (1988). The Psychiatric Symptoms of Alzheimer's Disease. Journal of the American Geriatrics Society, 36(1). <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.1988.tb03427.x> [10] Lyketsos, C. G., Carrillo, M. C., Ryan, J. M., Khachaturian, A. S., Trzepacz, P., Amatniek, J., Cedarbaum, J., Brashear, R., & Miller, D. S. (2011). Neuropsychiatric symptoms in Alzheimer's disease. In Alzheimer's and Dementia (Vol. 7, Issue 5). <https://doi.org/10.1016/j.jalz.2011.05.2410> [11] <https://www.nhs.uk/conditions/alzheimers-disease/treatment/> [12] “Καρκίνος του Πνεύμονα | LungCancer.gr - Απεικονιστικές Μέθοδοι” http://www.lungcancer.gr/portal/content/karkinos/oz_20071017287.php3 [13] Johnson KA, Fox NC, Sperling RA, Klunk WE. Brain imaging in Alzheimer disease. Cold Spring Harb Perspect Med. 2012;2(4):a006213. doi:10.1101/cshperspect.a006213 [14] Gonzalez R.C. & Woods R.E. (2018), Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας, 4η Έκδοση, Εκδόσεις Τζόλα [15] Διαμαντάρας Κ., (2007), Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Εκδόσεις Κλειδάριθμος [16] Haykin S. O., (2009), Neural Networks and Learning Machines, 3η Έκδοση, Εκδόσεις McMaster University, Canada [17] Erdi Tosun, Kadir Aydın, Mehmet Bilgili, Comparison of linear regression and artificial neural network model of a diesel engine fueled with biodiesel-alcohol mixtures, Alexandria Engineering Journal, Volume 55, Issue 4, 2016, Pages 3081-3089, ISSN 1110-0168. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2016.08.011>. [18] Swarup, Shanti. (2009). STUDY OF NEURAL NETWORK MODELS FOR SECURITY ASSESSMENT IN POWER SYSTEMS. International Journal of Research and Reviews in Applied Sciences. 1. [19] Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). Metrics for Multi-Class Classification: an Overview. ArXiv, abs/2008.05756. [20] Sultana, F., Sufian, A., & Dutta, P. (2018). Advancements in Image Classification using Convolutional Neural Network. 2018 Fourth International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN), 122-129. [21] Kim, Y. (2014). Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. EMNLP. [22] O'Shea, K., & Nash, R. (2015). An Introduction to Convolutional Neural Networks. ArXiv, abs/1511.08458. [23] Wu, J. (2017). Introduction to Convolutional Neural Networks. [24] Swarup, Shanti. (2009). STUDY OF NEURAL NETWORK MODELS FOR SECURITY ASSESSMENT IN POWER SYSTEMS. International Journal of Research and Reviews in Applied Sciences. 1. [25] Zhuang, F., Qi, Z., Duan, K., Xi, D., Zhu, Y., Zhu, H., Xiong, H., & He, Q. (2021). A Comprehensive Survey on Transfer Learning. Proceedings of the IEEE, 109, 43-76. [26] Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. ArXiv, abs/1502.03167. [27] Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Ruslan Salakhutdinov. 2014. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. J. Mach. Learn. Res. 15, 1 (January 2014), 1929-1958. [28] Ghaffarian, S.; Valente, J.; van der Voort, M.; Tekinerdogan, B. Effect of Attention Mechanism in Deep Learning-Based Remote Sensing Image Processing: A Systematic Literature Review. Remote Sens. 2021, 13, 2965. <https://doi.org/10.3390/rs13152965> [29] Zhaoyang Niu, Guoqiang Zhong, Hui Yu. A review on the attention mechanism of deep learning. Neurocomputing, Volume 452, 2021, Pages 48-62, ISSN 0925-2312. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.03.091>. [30] Hu, J., Shen, L., & Sun, G. (2018). Squeeze-and-Excitation Networks. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 7132-7141. [31] Wang, Q., Wu, B., Zhu, P., Li, P., Zuo, W., & Hu, Q. (2020). ECA-Net: Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 11531-11539. [32] Woo, S., Park, J., Lee, J.Y., Kweon, I.S. (2018). CBAM: Convolutional Block Attention Module. In: Ferrari, V., Hebert, M., Smicchiescu, C., Weiss, Y. (eds) Computer Vision – ECCV 2018. ECCV 2018. Lecture Notes in Computer Science(), vol 11211. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_1 [33] <https://blog.paperspace.com/attention-mechanisms-in-computer-vision-ecanet/> [34] <https://blog.paperspace.com/attention-mechanisms-in-computer-vision-cham/> [35] <https://www.kaggle.com/> [36] <https://www.kaggle.com/datasets/tourist55/alzheimers-dataset-4-class-of-images> [37] <https://keras.io/> [38] <https://www.tensorflow.org/> [39] Krizhevsky, Alex & Sutskever, Ilya & Hinton, Geoffrey. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Neural Information Processing Systems. 25. 10.1145/3065386. [40] C. Szegedy et al., “Going deeper with convolutions,” 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, 2015, pp. 1–9. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594. [41] <https://github.com/paulgavrikov/visualkeras/> [42] Kingma, D.P., & Ba, J. (2015). Adam: A Method for Stochastic Optimization. CoRR, abs/1412.6980. [43] He, J., & Cheng, M. X. (2021). Weighting Methods for Rare Event Identification From Imbalanced Datasets. Frontiers in big data, 4, 715320. <https://doi.org/10.3389/fdata.2021.715320> [44] Perez, L., & Wang, J. (2017). The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning. ArXiv, abs/1712.04621. [45] <https://www.kaggle.com/datasets/tourist55/alzheimers-dataset-4-class-of-images/code> [46] R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh and D. Batra, "Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization," 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017, pp. 618-626, doi: 10.1109/ICCV.2017.74.nced