



ΔΗΜΟΚΡΙΤΟΣ
ΕΘΝΙΚΟ ΚΕΝΤΡΟ ΕΡΕΥΝΑΣ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
UNIVERSITY OF PIRAEUS



Report εργασίας DL

Αλεξίου Κυριάκος ΑΜ: 2303

12 Ιουνίου, 2024

Η παρούσα εργασία σκοπό έχει να συγκρίνει τα αποτελέσματα ML τεχνικών missing data imputation με τις επιδόσεις μοντέλων DL όπως οι Autoencoders, οι Variational Autoencoders καθώς και τα Generative Adversarial Networks. Συνολικά εκτός από τα προαναφερθέντα μοντέλα εξετάστηκαν 5 διαφορετικές τεχνικές οι οποίες συγκρίθηκαν με τις επιδόσεις της naïve mean missing data imputation method. Η μέθοδος αυτή υπολογίζει την μέση τιμή κάθε στήλης των δεδομένων και κάνει impute την τιμή αυτή στα κενά δεδομένα αυτής της στήλης και αποτέλεσε το baseline της παρούσας εργασίας. Οι εναπομένουσες μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι η μέθοδος kNN imputation καθώς και η πειραματική μέθοδος iterative imputer που διατίθενται από την βιβλιοθήκη scikit learn της Python. Το domain του πειράματος αφορά δεδομένα που προέρχονται από onboard μετρήσεις λειτουργικών παραμέτρων πλοίου τα οποία χρησιμοποιούνται για εκτίμηση της λειτουργικής του συμπεριφοράς.

Το πρόβλημα των χαμένων τιμών στο συγκεκριμένο domain είναι ιδιαίτερα αισθητό κυρίως λόγω των παρακάτω λόγων:

- Της πολυπλοκότητας των συστημάτων καταγραφής δεδομένων.
- Του ιδιαίτερα αφιλόξενου περιβάλλοντος στο οποίο λειτουργούν οι διάφοροι αισθητήρες που καταγράφουν λειτουργικές παραμέτρους μηχανημάτων.
- Της έλλειψης εξειδικευμένου προσωπικού που να είναι σε θέση να αποκαταστήσει προβλήματα της εγκατάστασης κατά την διάρκεια του ταξιδιού.
- Της “σύνθεσης” των δεδομένων από διαφορετικούς vendors (π.χ. weather data providers) που εντείνουν την προαναφερθείσα πολυπλοκότητα της εγκατάστασης.

Για να είναι αξιόπιστη η αξιολόγηση των λειτουργικών παραμέτρων απαιτείται η πληρότητα τους. Η εύρεση επομένως μιας αξιόπιστης διαδικασίας missing data imputation είναι σημαντική ώστε να μην «χάνονται» δεδομένα προς αξιολόγηση.

Η εφαρμογή δημιουργήθηκε σε περιβάλλον python με χρήση του Django framework. Όλα τα dependencies καθώς και βοηθητικά προγράμματα που θα αναλυθούν παρακάτω, βρίσκονται αναρτημένα στο παρακάτω repo:

https://github.com/kiriakos2004/dl_assign_Democritos.git

Περιγραφή πλοίου / δεδομένα εκπαίδευσης

Τα δεδομένα του πλοίου που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου παραχωρήθηκαν από την εταιρεία Laskaridis Shipping Co. Ltd. και αφορούν ένα Dry bulk Carrier εκτοπίσματος 210000DWT. Τα βασικά χαρακτηριστικά του πλοίου φαίνονται στον πίνακα1.

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΛΟΙΟΥ	
Εκτόπισμα	210000 DWT
Συνολικό μήκος	299
Μέγιστο πλάτος	50

Πιν.1 Βασικά χαρακτηριστικά πλοίου

Τα δεδομένα εκπαίδευσης αφορούν την περίοδο από 07/06/2022 έως 27/1/2022. Λήφθηκαν με συχνότητα δειγματοληψίας 0,016Hz (ένα instance ανά λεπτό). Στο χρονικό αυτό διάστημα συλλέχθηκαν συνολικά 336952 δείγματα από 77 διαφορετικές παραμέτρους

(attributes). Τα ανωτέρω δεδομένα συλλέγονται από το αυτόματο σύστημα επιτήρησης της εγκατάστασης πρόωσης του πλοίου, από ναυτιλιακά βοηθήματα καθώς και από weather providers με τους οποίους η πλοιοκτήτρια εταιρεία έχει σύμβαση. Στον πίνακα 2 φαίνονται τα διαφορετικά attributes του dataset.

DATETIME	MAIN ENGINE SCAVENG AIR RECEIVER TEMP	ME CYL 1 EXH GAS OUTLET TEMP
LATITUDE	AIR PRESSURE AT SEA LEVEL	ME CYL 2 EXH GAS OUTLET TEMP
LONGITUDE	WINDWAVE WAVE HEIGHT	ME CYL 3 EXH GAS OUTLET TEMP
COURSE OVER GROUND	WINDWAVE WAVE DIRECTION	ME CYL 4 EXH GAS OUTLET TEMP
MAGNETIC VARIATION	WINDWAVE WAVE LENGTH	ME CYL 5 EXH GAS OUTLET TEMP
MAGNETIC COURSE OVER GROUND	AIR TEMPERATURE AT 10M	ME CYL 6 EXH GAS OUTLET TEMP
WATER DEPTH	SEA TEMPERATURE	FUEL OIL DENSITY
RATE OF TURN	SIGNIFICANT WAVE HEIGHT	AFT DRAFT
PROPELLER SHAFT TORQUE	WAVE HEIGHT	FORE DRAFT
STERN TUBE BEARING TEMPERATURE	WAVE DIRECTION	CURRENT SPEED
INTERMEDIATE SHAFT BEARING TEMP	WAVE LENGTH	MEAN DRAFT
ME RPM ME AXIAL VIBRATION	SWELL SIGNIFICANT WAVE HEIGHT	WIND TRUE ANGLE
MAIN ENGINE LUB OIL INLET TEMP	SWELL WAVE HEIGHT	WIND TRUE SPEED
THRUST MAIN BEARING TEMP	SWELL WAVE DIRECTION	TRIM
ME CYL 1 PCO OUTLET TEMP	SWELL WAVE LENGTH	ME FUEL CONSUMPTION
ME CYL 2 PCO OUTLET TEMP	CURRENT DIRECTION	FUEL LOAD %
ME CYL 3 PCO OUTLET TEMP	SPEED OVER GROUND	EXH GAS AVER CYL 1
ME CYL 4 PCO OUTLET TEMP	SPEED THROUGH WATER	ME CYL 1 JCW OUTLET TEMP
ME CYL 5 PCO OUTLET TEMP	TURBOCHARGER SPEED	ME CYL 2 JCW OUTLET TEMP
ME CYL 6 PCO OUTLET TEMP	MAIN ENGINE SCAVENGE AIR PRESSURE	ME CYL 3 JCW OUTLET TEMP
FUEL OIL INLET PRESSURE	SHAFT POWER	ME CYL 4 JCW OUTLET TEMP
ME CYL 1 SCAV AIR TEMP	TURBOCHARGER EXH EXH GAS INLET TEMP	ME CYL 5 JCW OUTLET TEMP
ME CYL 2 SCAV AIR TEMP	TURBOCHARGER EXH EXH GAS OUTLET TEMP	ME CYL 6 JCW OUTLET TEMP
ME CYL 3 SCAV AIR TEMP	WIND SPEED	
ME CYL 4 SCAV AIR TEMP	WIND ANGLE	
ME CYL 5 SCAV AIR TEMP	HEADING	
ME CYL 6 SCAV AIR TEMP	PROPELLER SHAFT REVOLUTIONS	

Πίv.2 dataset attributes

Προ επεξεργασία δεδομένων εκπαίδευσης

Στο πλαίσιο του περιορισμού του υπολογιστικού κόστους εκπαίδευσης και με δεδομένο πως κάποια από τα προαναφερθέντα attributes μπορούν να προσεγγιστούν με ιδιαίτερη ακρίβεια από άλλα, παραλήφθηκαν. Αρχικά και με βάση το domain expertise, απαλείφθηκαν τα attributes “DATETIME, LATITUDE, LONGITUDE, WATER DEPTH, PROPELLER SHAFT TORQUE, AIR PRESSURE AT SEA LEVEL, AIR TEMPERATURE AT 10M, SEA TEMPERATURE, SHAFT POWER, PROPELLER SHAFT REVOLUTIONS, ME FUEL CONSUMPTION, FUEL LOAD %”.

Λόγω της χαμηλής σχετικά ταχύτητας κίνησης των εμπορικών πλοίων αυτού του τύπου δεν παρουσιάζονται γρήγορες και μεγάλες μεταβολές μεγεθών. Σύμφωνα και με τις επιταγές του ISO-15016 του 2015, προς αποφυγή spikes που μπορεί να προκληθούν από ελαττωματικούς αισθητήρες εκτελέστηκε ομαλοποίηση των δεδομένων με χρήση moving average και χρονικό “παράθυρο” 10 λεπτών.

Τα δεδομένα για την εκπαίδευση, το tuning καθώς και του ελέγχου επιδόσεων των DL μοντέλων χωρίστηκαν σε train, validation και test datasets σε ποσοστά 70%, 10% και 20%. Κατόπιν κανονικοποιήθηκαν με χρήση της συνάρτησης StandardScaler() της βιβλιοθήκης scikit-learn της python (το fit εκτελέστηκε μόνο στα training δεδομένα προς αποφυγή πληροφορίας στα validation και test dataset).

Το αρχικό dataset περιείχε ελλείπουσες τιμές (γεγονός που πιστοποιεί την validity του πειράματος). Τα instances που είχαν ελλείπουσες τιμές απορρίφθηκαν με σκοπό να δημιουργηθεί ένα «ομοιογενές» dataset που θα διευκόλυνε τον έλεγχο των επιδόσεων.

Καθόσον ο μηχανισμός που «προκαλεί» την μη καταγραφή κάποιων τιμών στο dataset προκαλείται από αμιγώς τεχνικά προβλήματα και δεν επηρεάζεται από τα δεδομένα καθαντά, μπορεί να θεωρηθεί ως missing completely at random (MCAR). Μια συνάρτηση που «αφαιρεί» δεδομένα τυχαία από το dataset χρησιμοποιήθηκε για να προσομοιώσει αυτό τον μηχανισμό. Ορίστηκαν τέσσερα διαφορετικά ποσοστά missing τιμών (10%, 20%, 30% και 50%) στα οποία δοκιμάστηκαν τα μοντέλα.

Μοντέλα / διαδικασία / τεστ

Αρχικά και με σκοπό να δημιουργηθεί μία βάση σύγκρισης των αποτελεσμάτων, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `mean()` με την χρήση της οποίας τοποθετήθηκε σε όλες τις θέσεις ελλειπόντων τιμών κάθε στήλης, η μέση τιμή της στήλης αυτής.

Ως δεύτερη μέθοδος χρησιμοποιήθηκε η `KNNImputer()` που διατίθεται από την βιβλιοθήκη `scikit-learn`. Μετά από αρκετούς πειραματισμούς επιλέχθηκε η τιμή πέντε (5) όσο αναφορά την υπερπαραμέτρο των `nearest neighbors` καθώς επέτυχε και τα καλύτερα αποτελέσματα.

Η τρίτη και τελευταία μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε (στο ML μέρος του πειράματος) ήταν η (πειραματική) συνάρτηση `IterativeImputer()` που διατίθεται από την βιβλιοθήκη `scikit-learn`. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε ως estimator η `LinearRegression` με υπόλοιπες υπερπαραμέτρους ως ακολούθως:

- `tol=1e-7`
- `max_iter=20`
- `initial_strategy='mean'`
- `imputation_order='descending'`

Κατά το “τμήμα” DL του πειράματος χρησιμοποιήθηκαν `Autoencoders`, `Variational Autoencoders` καθώς και `Generative Adversarial Networks` μοντέλα. Σε κάθε περίπτωση τα μοντέλα εκπαιδεύτηκαν στο 70% των δεδομένων, έγινε tuning / validation στο επόμενο 10% και τέλος δοκιμάστηκαν στο εναπομείναν 20% του dataset. Σε αυτό το σημείο είναι ιδιαίτερα σημαντικό να τονιστεί πως τα δεδομένα του dataset αποτελούν ουσιαστικά την σύμπτυξη διαφορετικών ταξιδιών του ιδίου πλοίου με **διαφορετικές καιρικές συνθήκες και διαφορετικές καταστάσεις φορτώσεως**, γεγονός που κατά τον γράφοντα ενισχύει το validity των αποτελεσμάτων.

Όλα τα μοντέλα έκαναν χρήση LSTM σε διάφορες διαμορφώσεις (με ένα ή δύο επίπεδα) και σε διαφορετικές τιμές των παρακάτω υπερπαραμέτρων:

- `Embedding Dim`
- `Hidden Dim`
- `Batch size`
- `Learning Rate`
- `Seq Length`

Για αποφυγή φαινομένου `overfitting` χρησιμοποιήθηκαν διάφορες τιμές `Dropout Rate` καθώς και `Weight Decay`. Τέλος να αναφερθεί ότι εκτελέστηκαν πειράματα με χρήση RNN στη θέση των LSTM αλλά σε κάθε περίπτωση οι επιδόσεις ήταν χειρότερες επομένως εγκαταλείφθηκαν.

Για αύξηση της ρεαλιστικότητας θεωρήθηκε πως τα datasets με τα διάφορα ποσοστά missing data ήταν η μοναδική πηγή δεδομένων κάθε φορά (η τεχνική `masking` χρησιμοποιήθηκε σε αυτά τα δεδομένα). Ως “οδηγός” κάθε κατηγορίας μοντέλων υπήρξαν οι επιδόσεις τους στο 10% missing dataset και εφόσον μία συγκεκριμένη διάταξη παρουσίαζε υποσχόμενα αποτελέσματα δοκιμάζονταν και στα διαφορετικά ποσοστά. (Είναι αντιληπτό από τον γράφον το “no free lunch theorem” αλλά λόγω ελλείψεως χρόνου και πόρων επιλέχθηκε αυτή η στρατηγική).

Στους παρακάτω πίνακες 3α καθώς και 3β φαίνονται οι τιμές των υπερπαραμέτρων των μοντέλων που επικράτησαν. Δοκιμάστηκαν πού περισσότεροι συνδυασμοί άλλα για οικονομία χώρου παρουσιάζονται οι επικρατέστεροι.

Model	AE	AE	AE	AE	AE	AE	AE	AE
Missing percentage	10%	10%	10%	10%	10%	20%	30%	50%
Type	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM
Num of Layers	2	2	1	1	2	1	1	1
Num Epochs	200	200	600	600	600	600	600	600
Dropout Rate	0	0.2	0.1	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1
Patience	10	10	10	10	10	10	10	10
Embedding Dim	24	24	40	40	20	40	40	40
Batch size	128	128	32	32	128	32	32	32
Learning Rate	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
Weight Decay	0	0	0	0	0	0	0	0
Seq Length	100	100	10	10	100	10	10	10
Validation Loss	0.0152	0.0162	0.0109	0.0238	0.1552	0.0117	0.0105	0.0145

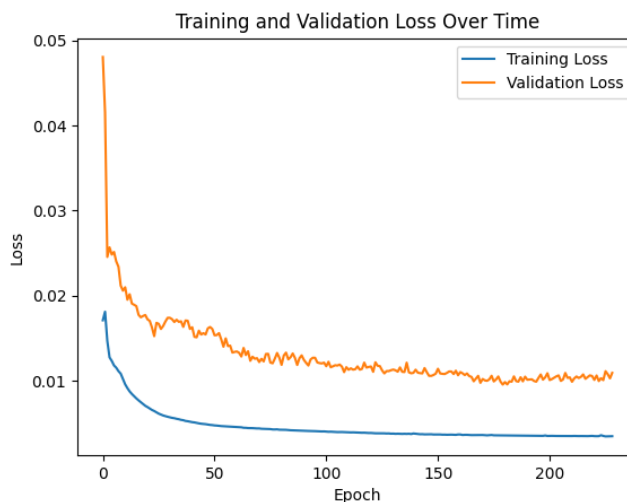
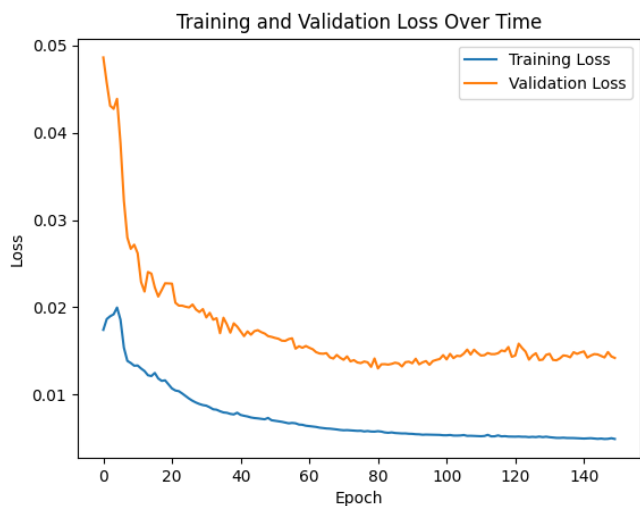
Πιν.3α Εύρος των Hyperparameters

Model	VAE	GAN	GAN	GAN	GAN	GAN
Missing percentage	10%	10%	10%	20%	30%	50%
Type	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM	LSTM
Num of Layers	2	2	2	2	2	2
Num Epochs	400	200	100	200	200	200
Dropout Rate	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
Patience	10	10	10	10	10	10
Embedding Dim/hidden Dim (GAN)	24	128	256	128	128	128
Batch size	32	32	64	32	32	32
Learning Rate	0.001	0.001	0.0001	0.001	0.001	0.001
Weight Decay	0	0	0	0	0	0
Seq Length	100	100	10	100	100	100
Validation Loss	0.043	0.0712	0.0763	0.0785	0.0812	0.0795

Πιν.3β Εύρος των Hyperparameters

Σε όλες τις περιπτώσεις ορίστηκε αρκετά μεγάλος αριθμός από εποχές για την εκπαίδευση των μοντέλων αλλά ταυτόχρονα εφαρμόστηκε early stopping με την τιμή του patience να ορίζεται στην τιμή του 10.

Autoencoders: παρατηρήθηκε αρκετά καλή συμπεριφορά των μοντέλων, τα οποία είχαν ομαλές καμπύλες εκμάθησης (training / validation curves) εφόσον σε κάποια μοντέλα επετεύχθη overfitting εφαρμόστηκαν normalization technics για την εξαγωγή των τελικών μοντέλων. Στα παρακάτω διαγράμματα απεικονίζονται τα training / validation losses κατά την διαδικασία εκπαίδευσης.



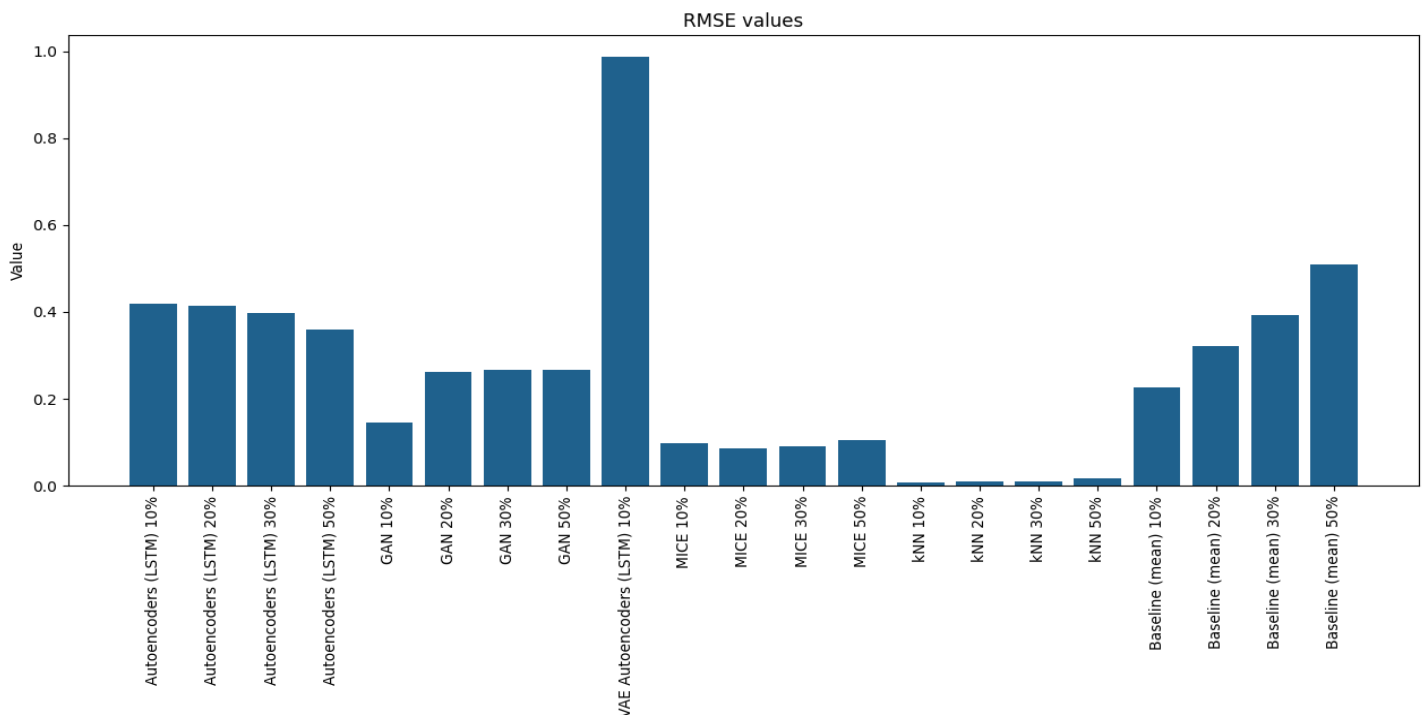
Variational Autoencoders: Παρόλο τον αρκετό πειραματισμό με διάφορες εναλλαγές υπερπαραμέτρων και διαφορετικές τοπολογίες δεν κατέστη δυνατό να δημιουργηθεί ένα αξιόπιστο μοντέλο. Ενδεικτικά στο παρακάτω διάγραμμα φαίνεται η “συμπεριφορά” του μοντέλου κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης.



Generative Adversarial Networks: χρειάστηκαν, με μεγάλη διαφορά τον μεγαλύτερο χρόνο εκπαίδευσης, σημάδι της αυξημένης υπολογιστικής ισχύος που απαιτούν αλλά έδωσαν τα καλύτερα αποτελέσματα από όλα τα μοντέλα DL με όρους RMSE στον test dataset. Στα μοντέλα αυτά εφαρμόστηκε διαφορετικός λόγος εκπαίδευσης 5 προς 1 για το Generator / Discriminator (γίνεται update των βαρών του Generator πέντε φορές πιο συχνά σε σχέση με τον Discriminator).

Αποτελέσματα / Σχολιασμός

Στο παρακάτω διάγραμμα Νο1 φαίνονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα των επιδόσεων όλων των μοντέλων σε όρους RMSE σε σχέση με το αρχικό dataset που δεν περιείχε καθόλου ελλείπουσες τιμές. (Στην περίπτωση των DL μοντέλων αναφερόμαστε προφανώς στο test dataset).



Διαγρ.1 Αποτελέσματα με όρους RMSE

Από την ανάλυση των αποτελεσμάτων προκύπτουν τα εξής συμπεράσματα:

- Η καλύτερη μέθοδος data imputation σε αυτό το dataset είναι η kNN με μεγάλη διαφορά από τις υπόλοιπες μεθόδους. Το αρνητικό αυτής της μεθόδου είναι ο ιδιαίτερα μεγάλος χρόνος εκτέλεσης (πολύ περισσότερος ακόμα και από την υπολογιστικά ακριβότερη μέθοδο DL που εφαρμόστηκε), διότι δεν είναι δυνατός ο παραλληλισμός των υπολογισμών.
- Η μέθοδος IterativeImputer έδωσε τα δεύτερα καλύτερα αποτελέσματα με σαφώς χαμηλότερους χρόνους εκτέλεσης (συγκρίσιμους των DL μεθόδων)
- Από τα μοντέλα DL, η χρήση GAN είχε τα καλύτερα αποτελέσματα, τα οποία από το ποσοστό 20% έως 50% έμειναν πρακτικά τα ίδια (η αύξηση των missing data δεν επέφερε μείωση της ποιότητας των αποτελεσμάτων).

Συμπερασματικά, καθώς οι μέθοδοι kNN και IterativeImputer για να εφαρμοστούν απαιτούν να προϋπάρχει το πλήρες dataset εφαρμογής, δεν είναι δυνατόν να χρησιμοποιηθούν σε ένα streaming σύστημα το οποίο θα είναι σε θέση, σε πραγματικό ή σχεδόν πραγματικό χρόνο, να εκτελεί missing data imputation. Σε περιπτώσεις που χρειάζεται τα δεδομένα να επεξεργαστούν σε πολλαπλά συστήματα σε σειρά (π.χ. περαιτέρω επεξεργασία από ένα φυσικό μοντέλο στα πλαίσια δημιουργίας ενός ψηφιακού διδύμου) τα δίκτυα GAN αποτελούν αξιόπιστη λύση καθώς επιτυγχάνουν επιδόσεις καλύτερες του baseline και επιτρέπουν την δημιουργία ενός pretrained μοντέλου που μπορεί να εφαρμοστεί απευθείας στο pipeline και με μικρούς χρόνους απόκρισης.