

Δράση 2:
Ανάπτυξη του προϊόντος

Δ.2.2: Τεχνικός Σχεδιασμός - Υλοποίηση
ΠΑΡΑΔΟΤΕΟ: Π.Δ 2.2.2

ΤΙΤΛΟΣ: Π.Δ. 2.2.2 Έκθεση Αποτελεσμάτων
Εφαρμογής Αλγορίθμων

ΑΚΡΩΝΥΜΙΟ: MediBRAIN



ΚΩΔΙΚΟΣ ΕΡΓΟΥ

116911

Μάρτιος 2024

για το έργο: «**MediBRAIN - Ανάπτυξη Συστήματος υποστήριξης προσωπικών αποφάσεων, με χρήση των εργαλείων της Τεχνητής Νοημοσύνης**» με κωδικό **116911** στο πλαίσιο της δράσης «**ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΠΡΟΪΟΝΤΩΝ ΚΑΙ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ**» ΤΟΥ ΑΞΟΝΑ 2.3 “Ψηφιοποίηση των Επιχειρήσεων”, της Δράσης 16706 “Ψηφιακός Μετασχηματισμός των Μικρομεσαίων Επιχειρήσεων”, του Εθνικού Σχεδίου Ανάκαμψης και Ανθεκτικότητας Ελλάδα 2.0.

Ημερομηνία Έναρξης του Έργου: 1η Νοεμβρίου 2023

Ημερομηνία Παράδοσης του Παραδοτέου Π.Δ 2.2.2: 30 Ιουνίου 2025

Ημερομηνία Λήξης του έργου: 31 Οκτωβρίου 2025

Δράσεις:

Δ 2.2 [Τεχνικός Σχεδιασμός - Υλοποίηση] (Υπεύθυνος Φορέας: CSSA)

Παραδοτέο: Π.Δ 2.2.2

Τίτλος Παραδοτέου: [Εκθεση Αποτελεσμάτων Εφαρμογής Αλγορίθμων]

Υπεύθυνος φορέας: CSSA

Συμμετέχοντες Φορείς στο Έργο:



ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. Εισαγωγή	4
2. Εκπαίδευση των μοντέλων	5
2.1 Διασταυρούμενη Επικύρωση (Cross Validation).....	5
2.2 Διαθέσιμοι Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης	6
2.3 Ταξινόμηση και επιλογή μοντέλων με βάση την απόδοση	6
3. Αποτελέσματα μοντελοποίησης μηχανικής μαθησης	8
4. Στατιστική Ανάλυση Αποτελεσμάτων, Συμπεράσματα & Συζήτηση	13
Βιβλιογραφία.....	15

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η παρούσα έκθεση τεκμηριώνει τα αποτελέσματα της εφαρμογής αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης στο πλαίσιο του έργου **MediBRAIN**, το οποίο στοχεύει στην ανάπτυξη ενός συστήματος υποστήριξης προσωπικών αποφάσεων για τη διαχείριση του σακχαρώδους διαβήτη, αξιοποιώντας τεχνολογίες Τεχνητής Νοημοσύνης (AI), διαλειτουργικότητας και ανάλυσης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

Καθώς η διαχείριση χρόνιων παθήσεων, όπως ο διαβήτης τύπου 1, απαιτεί υψηλό βαθμό εξατομίκευσης, η εφαρμογή προσωποποιημένων μοντέλων πρόβλεψης της γλυκόζης βασισμένων σε ιστορικά και real-time δεδομένα καθίσταται κρίσιμη. Η παρούσα εργασία εστιάζει στην αξιοποίηση της βάσης δεδομένων **OhioT1DM**, ενός διεθνώς αναγνωρισμένου και δημόσια διαθέσιμου συνόλου δεδομένων, ως πειραματικό υπόβαθρο για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των αλγορίθμων πρόβλεψης γλυκόζης.

Η μεθοδολογική προσέγγιση περιλαμβάνει τον διαχωρισμό των δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης, επικύρωσης και τελικής δοκιμής, ενώ αξιοποιείται η τεχνική **διασταυρούμενης επικύρωσης (k-fold cross-validation)** για την εκτίμηση της γενικευσιμότητας των μοντέλων. Οι αλγόριθμοι που δοκιμάστηκαν καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα από **γραμμικά και μη γραμμικά μοντέλα**, περιλαμβανομένων των LightGBM, Random Forest, Linear Regression, ElasticNet, Support Vector Machines και άλλων, με στόχο τη βέλτιστη προσωποποιημένη πρόβλεψη επιπέδων γλυκόζης για κάθε χρήστη.

Η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου για κάθε υποκείμενο έγινε με βάση την **απόδοση** των μοντέλων σε σύνολα επαλήθευσης και δοκιμής, με τη χρήση προσαρμοσμένων μετρικών, όπως η **MADEX και η RMADEX**, που λαμβάνουν υπόψη και την κλινική σημασία της ακρίβειας των προβλέψεων.

Η έκθεση αναλύει διεξοδικά τα αποτελέσματα της πειραματικής διαδικασίας, παρουσιάζει στατιστικά ευρήματα και γραφήματα, και καταλήγει σε χρήσιμα συμπεράσματα σχετικά με τη βέλτιστη προσέγγιση για την ανάπτυξη και ενσωμάτωση προσωποποιημένων μοντέλων πρόβλεψης στο οικοσύστημα του MediBRAIN. Οι διαπιστώσεις αυτές αποτελούν τη βάση για τα επόμενα βήματα στην υλοποίηση της πλατφόρμας και στην κλινική επικύρωση των προβλέψεων.

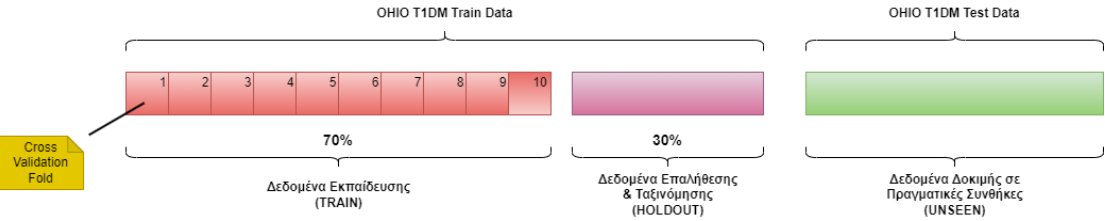
2. ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΩΝ ΜΟΝΤΕΛΩΝ

Διαμοιρασμός δεδομένων για τις ανάγκες της εκπαίδευσης και επικύρωσης. Δεδομένης της αυστηρά προσωποποιημένης προσέγγισης που ακολουθείται, τα δεδομένα καθενός από τους εμπλεκόμενους ασθενείς αντιμετωπίζονται ως ανεξάρτητα σύνολα δεδομένων, επί καθενός εκ των οποίων εφαρμόζονται οι διαδικασίες εκπαίδευσης και επαλήθευσης των μοντέλων. Για κάθε υπό μελέτη υποκείμενο, τα δεδομένα που παρέχει το OHIO T1DM Dataset χωρίζονται σε Train και Test Data. Όπως παρατίθεται στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 1), τα Train Data χωρίζονται σε Δεδομένα Εκπαίδευσης και Δεδομένα Επαλήθευσης και Ταξινόμησης σε αναλογία 7:3. Τα Test Data κρατούνται απομονωμένα από τη διαδικασία εκπαίδευσης και επαλήθευσης για να χρησιμοποιηθούν ως δοκιμή «πραγματικού κόσμου/συνθηκών».

Πίνακας 1: Διαχωρισμός δεδομένων για τις ανάγκες εκπαίδευσης και επαλήθευσης

	Πηγή	Ποσοστό	Ονομασία Αναφοράς
Δεδομένα Εκπαίδευσης	OHIO T1DM Train Data	70%	TRAIN
Δεδομένα Επαλήθευσης και Ταξινόμησης		30%	HOLDOUT
Δεδομένα Δοκιμής σε Πραγματικές Συνθήκες	OHIO T1DM Test Data	100%	UNSEEN

Σχηματικά ο εν λόγω διαχωρισμός (Εικόνα 1):



Εικόνα 1 Διαχωρισμός δεδομένων για τις ανάγκες εκπαίδευσης και επαλήθευσης

2.1 ΔΙΑΣΤΑΥΡΟΥΜΕΝΗ ΕΠΙΚΥΡΩΣΗ (CROSS VALIDATION)

Η Διασταυρούμενη Επικύρωση (ΔΕ) είναι μία ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος, η οποία παρέχει εκτίμηση για την ακρίβεια ενός μοντέλου Μηχανικής Μάθησης βοηθώντας στη σύγκριση και επιλογή βέλτιστων μοντέλων σε δεδομένα προγνωστικά προβλήματα. Διαθέτει εύκολα κατανοητό μηχανισμό λειτουργίας, είναι σχετικά απλή στην εφαρμογή της και οι εκτιμήσεις της έχουν γενικώς μικρή προκατάληψη (bias) σε σχέση με άλλες αντίστοιχες μεθόδους.

Η διαδικασία είναι η εξής: αρχικά επιλέγεται χαρακτηριστική παράμετρος k που αντιπροσωπεύει το πλήθος των ομάδων-«πτυχών» (folds) στις οποίες θα χωριστεί το σώμα των δεδομένων εισόδου (για το λόγο αυτό συχνά ονομάζεται k -fold ΔΕ). Στη συνέχεια λαμβάνει χώρα διαίρεση των δεδομένων σε k , περίπου ισομεγέθεις, πτυχές. Η πρώτη πτυχή αναλαμβάνει το ρόλο των δεδομένων επικύρωσης και το μοντέλο «εκπαιδεύεται» με βάση τις υπόλοιπες $k-1$ πτυχές. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται με το μέσο όρο των βαθμολογιών απόδοσης του μοντέλου για τις k δοκιμές που έλαβαν χώρα. Η επιλογή της παραμέτρου k είναι σημαντική, καθώς υπάρχει μια αντιστάθμιση (trade off) μεταξύ μεροληψίας (bias) -π.χ. υπερεκτίμηση της ακρίβειας ενός μοντέλου- και διακύμανσης (variance) που σχετίζεται με την επιλογή αυτή. Συνήθως επιλέγεται $k = 5$ ή $k = 10$, καθώς αυτές οι τιμές έχουν αποδειχθεί εμπειρικά ότι

αποδίδουν εκτιμήσεις σφάλματος δοκιμής που δεν υπόκεινται ούτε σε υπερβολικά υψηλή προκατάληψη ούτε σε πολύ υψηλή διακύμανση [393], [394].

Για τους σκοπούς της τρέχουσας εργασίας επελέγη $k=10$ και η διαδικασία εφαρμόστηκε στα Δεδομένα Εκπαίδευσης, όπως αυτά περιγράφονται στην προηγούμενη παράγραφο (§3.3.4.2.1).

2.2 ΔΙΑΘΕΣΙΜΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Στον πίνακα που ακολουθεί (Πινάκας 2), παρατίθενται οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης, οι οποίοι είναι διαθέσιμοι στις διαδικασίες εκπαίδευσης και επαλήθευσης μοντέλων και χρησιμοποιήθηκαν στην πειραματική διερεύνηση και στην ανάπτυξη του λογισμικού της πλατφόρμας.

Πίνακας 2: Διαθέσιμοι Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Αλγόριθμος	Αναφορές
Linear Regression	[395], [396]
Lasso Regression	[397], [398]
Ridge Regression	[399], [400]
Elastic Net	[401], [402]
Least Angle Regression	[403]
Lasso Least Angle Regression	[403]
Orthogonal Matching Pursuit	[404]–[406]
Bayesian Ridge	[407]–[409]
Automatic Relevance Determination	[407], [409], [410]
Passive Aggressive Regressor	[411]
Random Sample Consensus	[412]–[414]
TheilSen Regressor	[415]–[417]
Huber Regressor	[418]
Kernel Ridge	[419]
Support Vector Regression	[407], [420], [421]
K Neighbors Regressor	[422]
Decision Tree Regressor	[423]
Random Forest Regressor	[424]
Extra Trees Regressor	[425]
AdaBoost Regressor	[426], [427]
Gradient Boosting Regressor	[428]–[430]
MLP Regressor	[431]
Extreme Gradient Boosting	[432]
Light Gradient Boosting Machine	[391]
CatBoost Regressor	[433], [434]

2.3 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΚΑΙ ΕΠΙΛΟΓΗ ΜΟΝΤΕΛΩΝ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΗΝ ΑΠΟΔΟΣΗ

Για κάθε συνδυασμό υποκειμένου-χρονικού παραθύρου-ορίζοντα πρόβλεψης λαμβάνει χώρα δοκιμαστική εκπαίδευση με χρήση όλων των διαθέσιμων αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης και προκύπτει μια ταξινομημένη λίστα στον άξονα της διάστασης απόδοσης, όπως αυτή υπολογίζεται με βάση μια σειρά από μετρικές. Για την αυτοματοποιημένη εκτέλεση αυτής της διαδικασίας χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη PyCaret [435], μια βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα, που αυτοματοποιεί ροές εργασίας μηχανικής μάθησης, διαχειρίζεται τη διαδικασία από άκρου εις άκρο, επιταχύνει σημαντικά τον πειραματικό κύκλο και διασφαλίζει την αποφυγή λαθών ή/και παραλείψεων.

Η κύρια μετρική που χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση, στο βαθμό που η επιθυμητή εκτίμηση θα πρέπει να λαμβάνει υπόψη και την μαθηματική και την κλινική διάσταση της

αποτελεσματικότητας των υπό εξέταση μοντέλων, είναι αυτή που εισάγεται στα πλαίσια αυτής της εργασίας (§4), η MADEX και η τετραγωνική της ρίζα (RMADEx). Στον πίνακα που ακολουθεί (Πίνακας 3), παρατίθεται παράδειγμα ταξινομημένου πίνακα για μία από τις περιπτώσεις που ερευνήθηκαν:

Πίνακας 3: Leaderboard αλγορίθμων (υποκείμενο 559, χρονικό παράθυρο=30min, προβλεπτικός ορίζοντας=30min)

Model Name	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE	MADEX	RMADEx
Light Gradient Boosting Machine	1.70E+01	5.72E+02	2.39E+01	8.84E-01	0.1552	1.14E-01	6.39E+04	1.60E+02
Decision Tree Regressor	2.35E+01	1.15E+03	3.39E+01	7.66E-01	0.2196	1.57E-01	7.97E+05	7.37E+02
Lasso Least Angle Regression	1.79E+01	6.58E+02	2.56E+01	8.66E-01	0.1672	1.21E-01	1.41E+06	8.48E+02
Elastic Net	1.79E+01	6.59E+02	2.57E+01	8.66E-01	0.1673	1.21E-01	1.51E+06	8.74E+02
Lasso Regression	1.80E+01	6.59E+02	2.56E+01	8.66E-01	0.1675	1.21E-01	1.66E+06	9.08E+02
Bayesian Ridge	1.79E+01	6.64E+02	2.57E+01	8.65E-01	0.1677	1.20E-01	2.01E+06	9.59E+02
Orthogonal Matching Pursuit	1.92E+01	7.19E+02	2.68E+01	8.54E-01	0.1749	1.29E-01	2.38E+06	9.88E+02
K Neighbors Regressor	2.36E+01	1.16E+03	3.24E+01	7.67E-01	0.2053	1.58E-01	4.00E+06	1.07E+03
Linear Regression	1.77E+01	6.59E+02	2.56E+01	8.66E-01	0.1687	1.19E-01	1.92E+07	1.86E+03
Ridge Regression	1.78E+01	6.60E+02	2.57E+01	8.66E-01	0.1695	1.19E-01	1.70E+07	1.87E+03
Dummy Regressor	5.76E+01	4.92E+03	7.02E+01	-5.00E-04	0.4426	4.32E-01	7.41E+07	8.33E+03
Huber Regressor	1.82E+01	7.59E+02	2.74E+01	8.46E-01	0.1851	1.17E-01	8.80E+08	1.04E+04
Passive Aggressive Regressor	3.94E+01	5.88E+03	6.44E+01	-1.81E-01	0.297	2.40E-01	3.10E+57	1.76E+28

3. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Πίνακας Αποτελεσμάτων

Πίνακας 4: Αποτελέσματα Μοντελοποίησης Μηχανικής Μάθησης

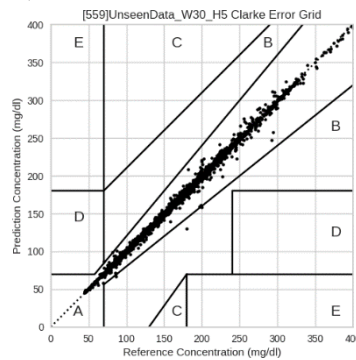
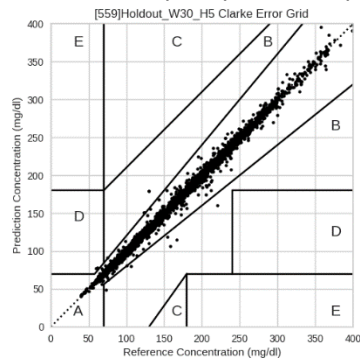
	Model	Parameters				HoldOut							Unseen						
Id	name	gap correction s	ohio _no	Wi n dow	predictio n_horizo n	RMSE	RMADEX	CEGA					RMSE	RMADEX	CEGA				
								A	B	C	D	E			A	B	C	D	E
IN-36	LGBMRegressor	TRUE	591	12	12	31.58295814	13582.39874	2291	746	3	127	2	34.516792	131.66769	1640	888	4	156	1
IN-35	LGBMRegressor	TRUE	591	12	6	22.03088112	412.0513896	2680	421	0	89	0	22.842284	74.767549	2162	434	1	110	0
IN-34	LinearRegression	TRUE	591	12	1	5.273753678	5.994492648	3194	12	0	2	0	5.127239	9.876058	2713	6	0	3	0
IN-33	LGBMRegressor	TRUE	591	6	12	35.35810148	1513.264527	2093	950	7	137	3	33.78194129	155.6775065	1680	872	3	152	0
IN-32	LGBMRegressor	TRUE	591	6	6	23.25661482	635.4211826	2637	472	1	102	0	22.34938644	73.14881861	2199	412	1	113	0
IN-31	LinearRegression	TRUE	591	6	1	5.441582499	8.769060558	3214	16	0	0	0	5.219659059	10.33593066	2730	7	0	3	0
IN-30	LGBMRegressor	TRUE	588	12	12	26.21035476	99.94270315	2962	690	1	68	0	32.126441	339.698351	2120	559	2	39	0
IN-29	LGBMRegressor	TRUE	588	12	6	18.82246334	43.17347587	3376	328	0	35	0	19.999999	75.004626	2507	223	0	8	0
IN-28	Lasso	TRUE	588	12	1	5.083896597	5.468105398	3741	12	0	1	0	3.988407	4.400459	2572	1	0	0	0
IN-27	LGBMRegressor	TRUE	588	6	12	30.60137227	1093.050143	2835	831	4	68	1	31.91704759	285.4642021	2093	605	1	39	0
IN-26	LGBMRegressor	TRUE	588	6	6	21.20573386	77.89977729	3254	466	2	35	0	19.87029877	48.94058538	2529	222	0	5	0
IN-25	LassoLars	TRUE	588	6	1	5.605160477	72.76915762	3760	9	0	3	0	3.992377356	4.427093352	2770	1	0	0	0
IN-24	LGBMRegressor	TRUE	575	12	12	29.71231111	480.4428223	2324	841	0	237	0	39.459419	1958.648167	1581	725	8	181	0

	Model	Parameters				HoldOut							Unseen						
Id	name	gap correction s	ohio _no	Wi n dow	predictio n_horizo n	RMSE	RMADEX	CEGA					RMSE	RMADEX	CEGA				
								A	B	C	D	E			A	B	C	D	E
IN-23	LGBMRegressor	TRUE	575	12	6	18.77933942	135.7081152	2977	370	0	95	0	24.143114	698.318567	2156	313	0	50	0
IN-22	LGBMRegressor	TRUE	575	12	1	6.391120284	22.11213187	3454	19	0	2	0	7.171612	13.074304	2520	17	0	2	0
IN-21	LGBMRegressor	TRUE	575	6	12	33.02917009	563.0977546	2242	958	5	236	1	37.94539885	4661.603924	1660	685	8	166	0
IN-20	LGBMRegressor	TRUE	575	6	6	20.3055566	163.2766324	2981	418	0	82	0	24.07637126	592.6412287	2199	306	1	37	0
IN-19	LGBMRegressor	TRUE	575	6	1	6.281312867	64.66659654	3496	13	0	5	0	6.19819399	10.14085125	2550	12	0	1	0
IN-18	LGBMRegressor	TRUE	570	12	12	22.3119937	49.86054155	2732	398	0	50	0	29.37070172	159.763193	2274	362	0	14	0
IN-17	LGBMRegressor	TRUE	570	12	6	15.16110484	32.16114431	3021	153	1	34	0	17.68941239	48.96907966	2553	115	0	6	0
IN-16	LinearRegression	TRUE	570	12	1	3.763368086	4.00544555	3227	5	0	1	0	4.187403957	17.41350095	2692	1	0	1	0
IN-15	LGBMRegressor	TRUE	570	6	12	25.54128358	111.3385554	2685	455	2	67	0	28.85069786	232.7188415	2326	334	0	14	0
IN-14	LGBMRegressor	TRUE	570	6	6	17.00716764	38.9733994	3008	199	1	30	0	17.23348639	49.93084328	2592	100	0	6	0
IN-13	BayesianRidge	TRUE	570	6	1	3.946761571	3.949646645	3255	6	0	1	0	3.708856694	4.877002499	2717	1	0	0	0
IN-12	LGBMRegressor	TRUE	563	12	12	24.14678279	57.63357704	2792	662	5	100	0	32.076507	523.601076	1933	541	2	47	0
IN-11	LGBMRegressor	TRUE	563	12	6	15.1670201	29.47109123	3331	209	0	39	0	19.948258	136.627886	2317	201	1	16	0
IN-10	ElasticNet	TRUE	563	12	1	3.522614839	3.916849615	3591	4	0	0	0	5.401479	10.385845	2532	13	0	0	0
IN-9	LGBMRegressor	TRUE	563	6	12	26.07449212	460.8024895	2726	768	0	85	0	31.55566216	670.7196151	1944	542	1	48	0
IN-8	LGBMRegressor	TRUE	563	6	6	15.532041	38.19727598	3327	229	0	41	1	19.40997208	161.6173459	2331	198	1	17	0
IN-7	LassoLars	TRUE	563	6	1	3.500624268	3.814390103	3611	4	0	0	0	5.409828967	11.18921354	2544	13	0	0	0
IN-5	LGBMRegressor	TRUE	559	12	6	21.46293741	61.82180331	2630	378	0	64	0	20.82692017	107.8618432	2097	215	0	41	0
IN-4	ElasticNet	TRUE	559	12	1	5.643386268	25.17670306	3110	7	0	2	0	4.182677576	5.603588035	2394	3	0	1	0

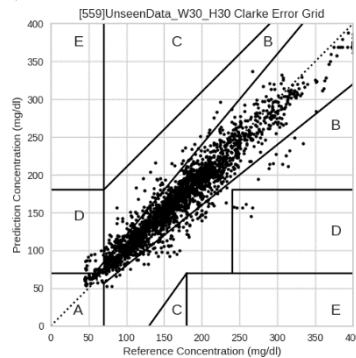
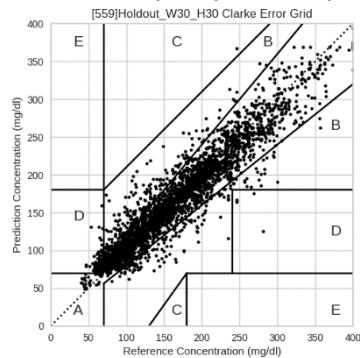
	Model	Parameters				HoldOut							Unseen						
Id	name	gap correction s	ohio _no	Wi n dow	predictio n_horizo n	RMSE	RMADEX	CEGA					RMSE	RMADEX	CEGA				
								A	B	C	D	E			A	B	C	D	E
IN-3	LGBMRegressor	TRUE	559	6	12	40.32295625	1540.366959	1949	945	11	167	0	34.74426782	541.7234175	1733	519	6	91	4
IN-2	LGBMRegressor	TRUE	559	6	6	22.81269069	154.6024484	2644	403	1	80	0	19.47669973	77.01037443	2173	209	0	25	0
IN-1	LassoLars	TRUE	559	6	1	5.17369478	6.523990542	3162	11	0	2	0	4.103063435	5.570032973	2447	4	0	1	0

CEGA Grids

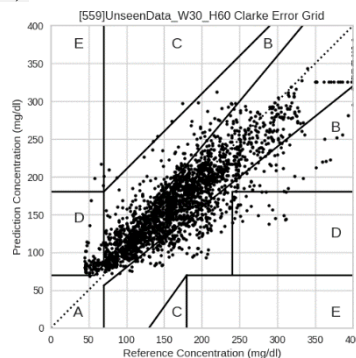
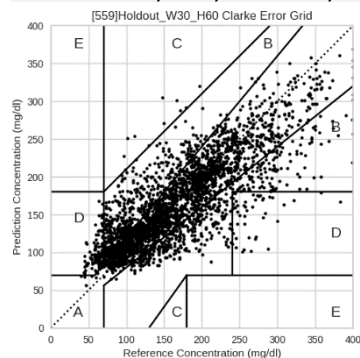
Ασθ¹: 559, Χρ.Παρ²: 30', Οριζ³: 5' (IN-1)



Ασθ.: 559, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 30' (IN-2)



Ασθ.: 559, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 60' (IN-3)



¹ Ασθενής

² Χρονικό Παράθυρο (σε λεπτά)

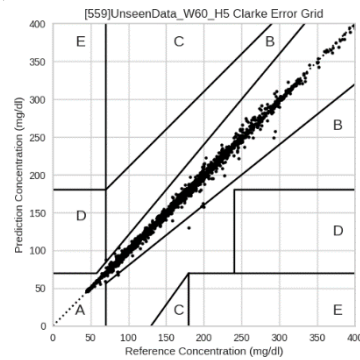
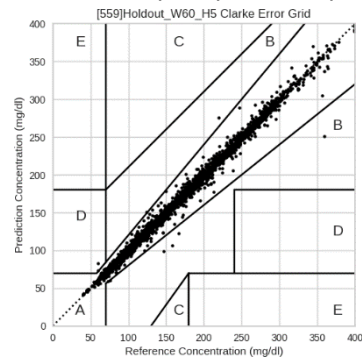
³ Ορίζοντας Πρόβλεψης (σε λεπτά)



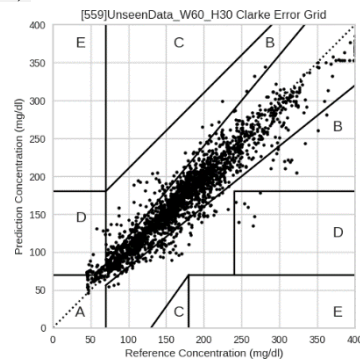
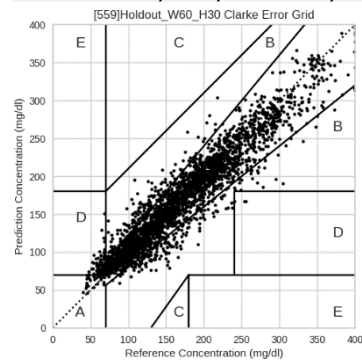
«ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΠΡΟΪΟΝΤΩΝ ΚΑΙ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ», ΑΞΟΝΑΣ 2.3- "Ψηφιοποίηση των Επιχειρήσεων".

Δράση 16706 - "Ψηφιακός Μετασχηματισμός των Μικρομεσαίων Επιχειρήσεων".

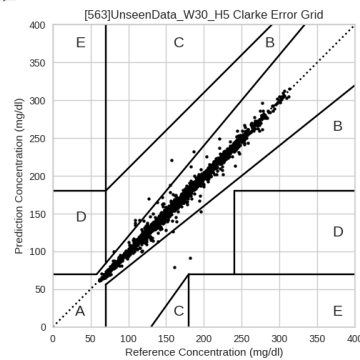
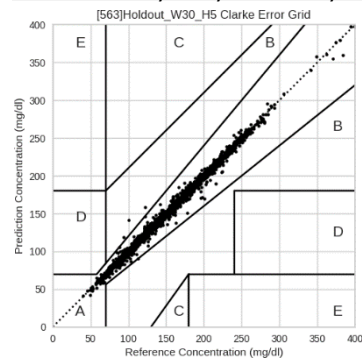
Ασθ.: 559, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 5' (IN-4)



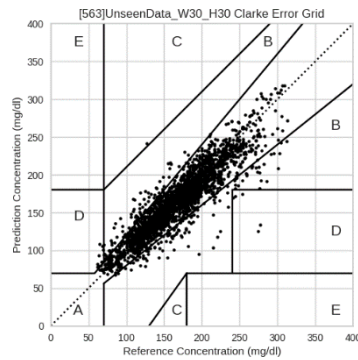
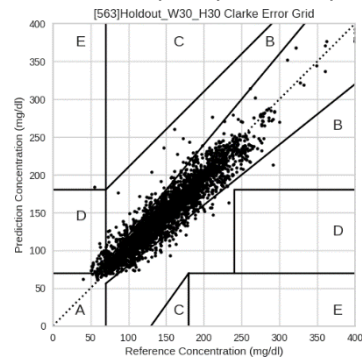
Ασθ.: 559, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 30' (IN-5)



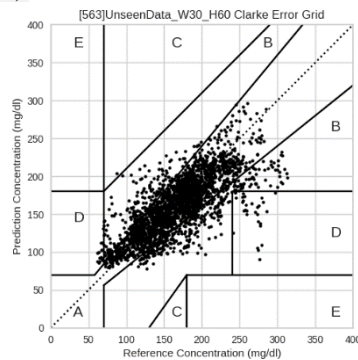
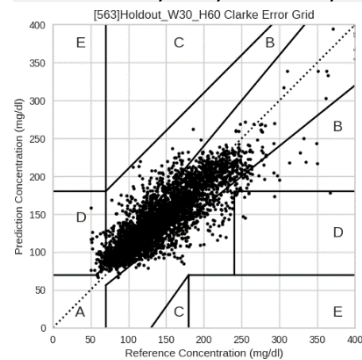
Ασθ.: 563, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 5' (IN-7)



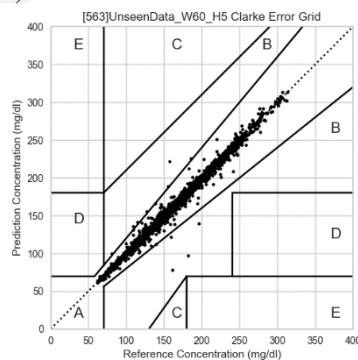
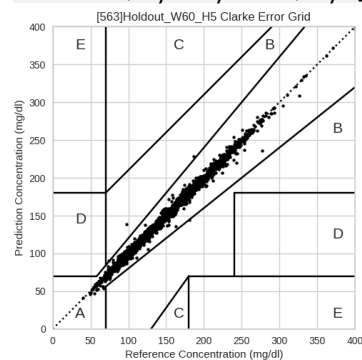
Ασθ.: 563, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 30' (IN-8)



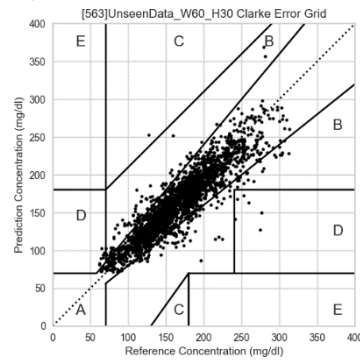
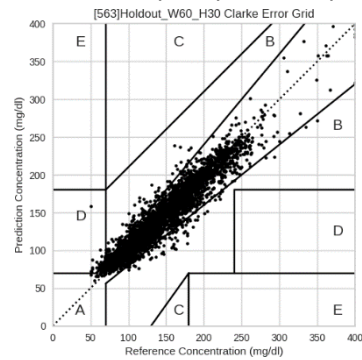
Ασθ.: 563, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 60' (IN-9)



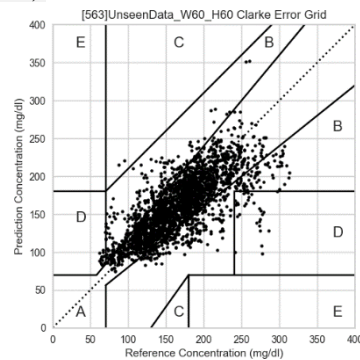
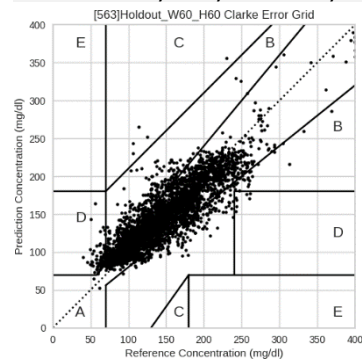
Ασθ.: 563, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 5' (IN-10)



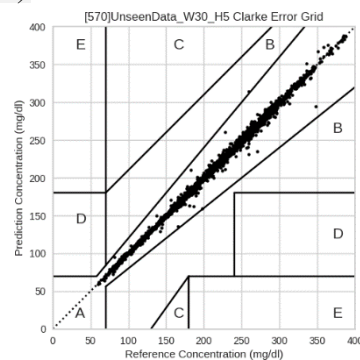
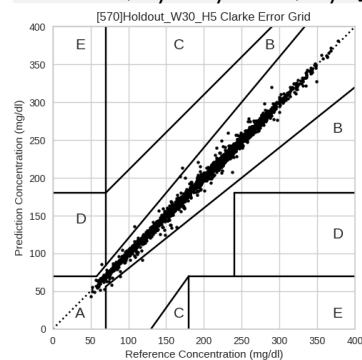
Ασθ.: 563, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 30' (IN-11)



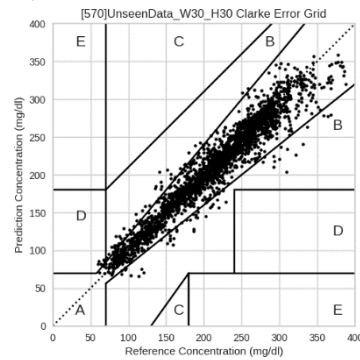
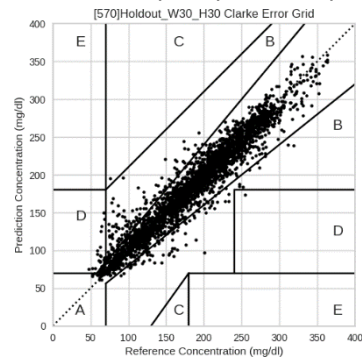
Ασθ.: 563, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 60' (IN-12)



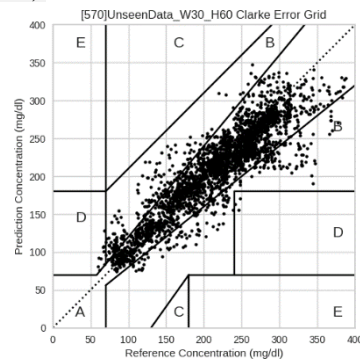
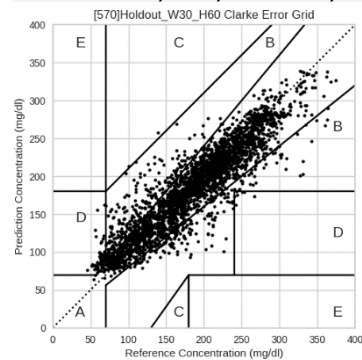
Ασθ.: 590, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 5' (IN-13)



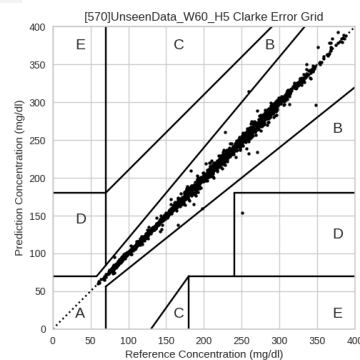
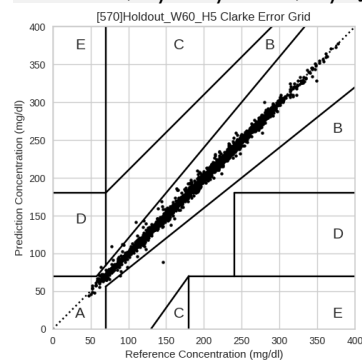
Ασθ.: 570, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 30' (IN-14)



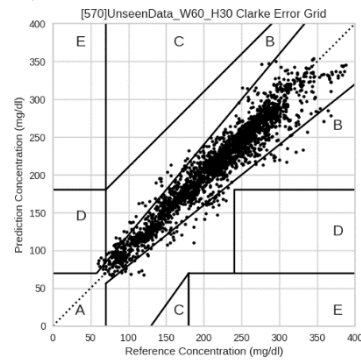
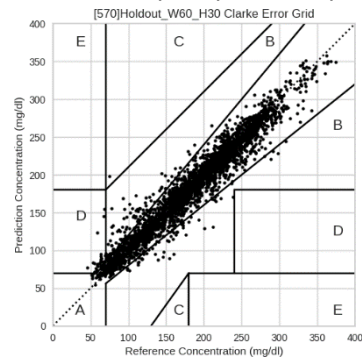
Ασθ.: 570, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 60' (IN-15)



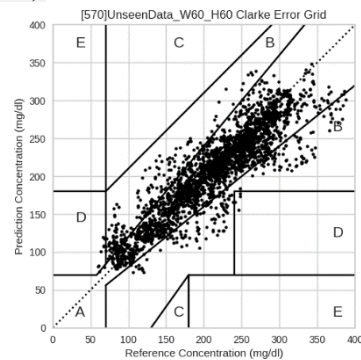
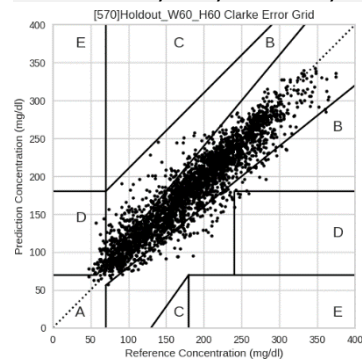
Ασθ.: 570, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 5' (IN-16)



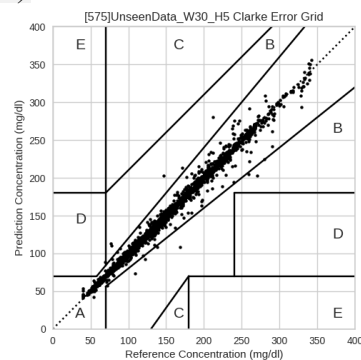
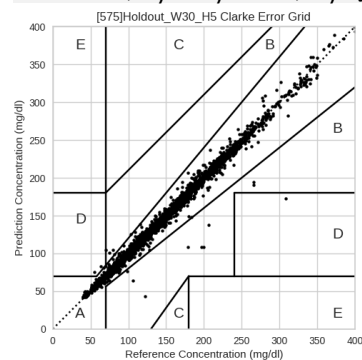
Ασθ.: 570, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 30' (IN-17)



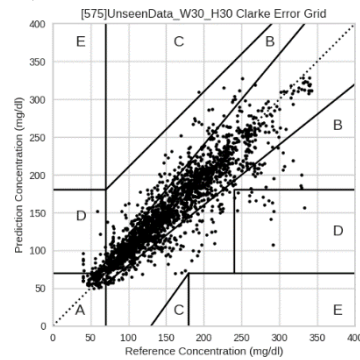
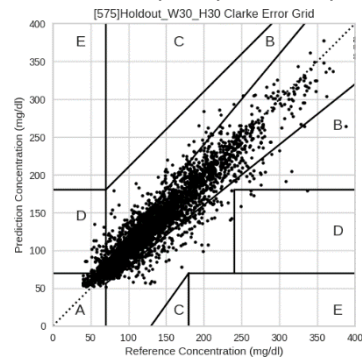
Ασθ.: 570, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 60' (IN-18)



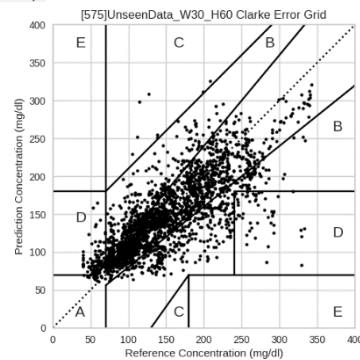
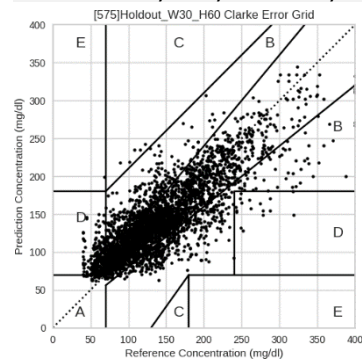
Ασθ.: 575, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 5' (IN-19)



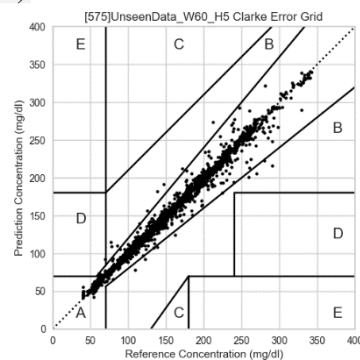
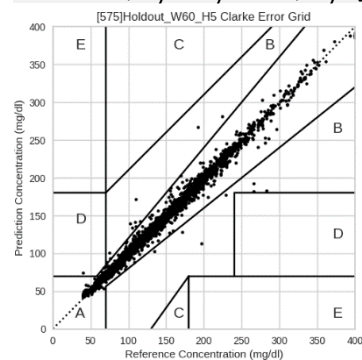
Ασθ.: 575, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 30' (IN-20)



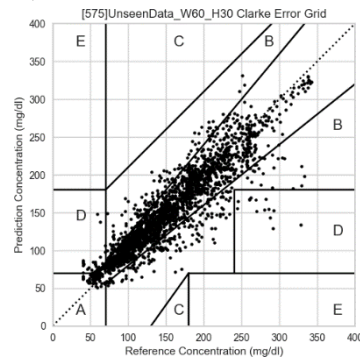
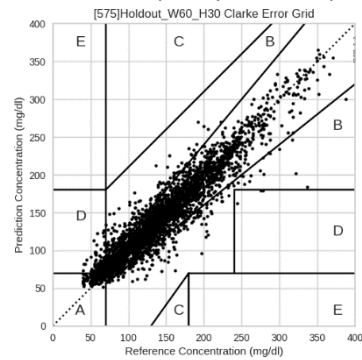
Ασθ.: 575, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 60' (IN-21)



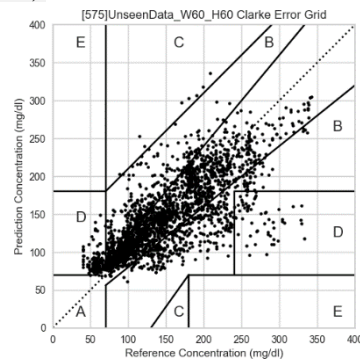
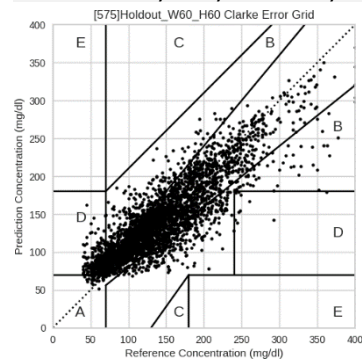
Ασθ.: 575, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 5' (IN-22)



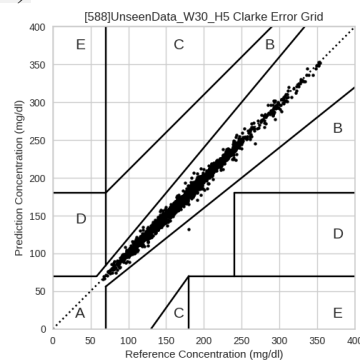
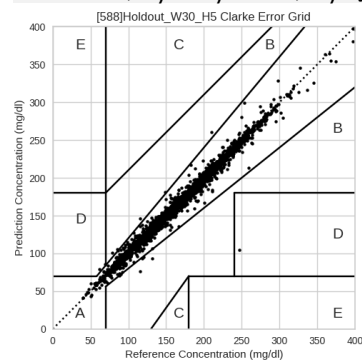
Ασθ.: 575, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 30' (IN-23)



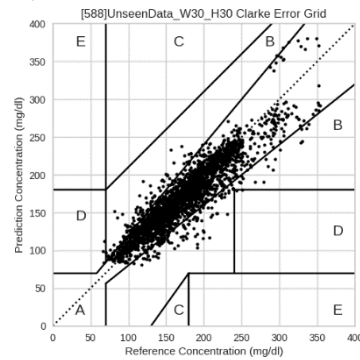
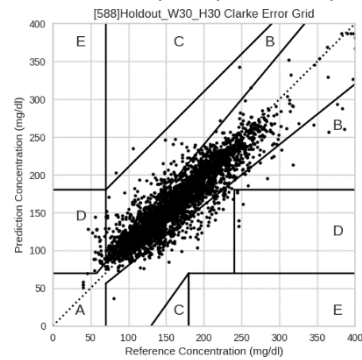
Ασθ.: 575, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 60' (IN-24)



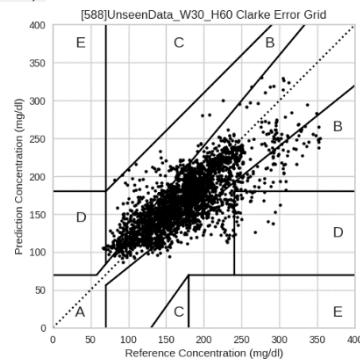
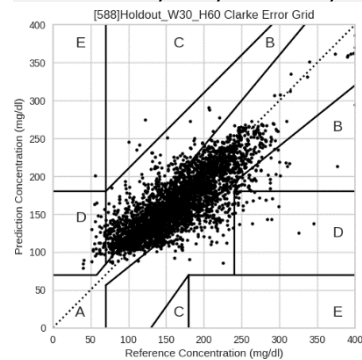
Ασθ.: 588, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 5' (IN-25)



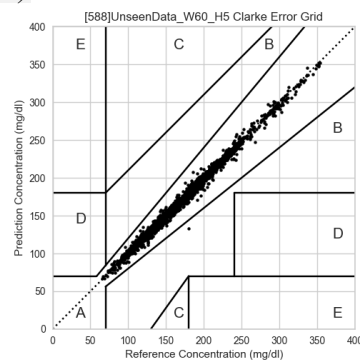
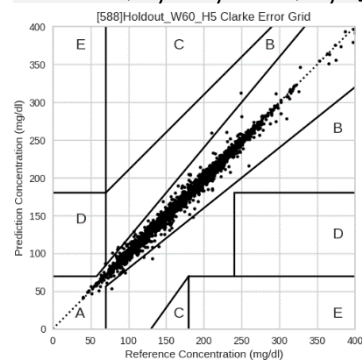
Ασθ.: 588, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 30' (IN-26)



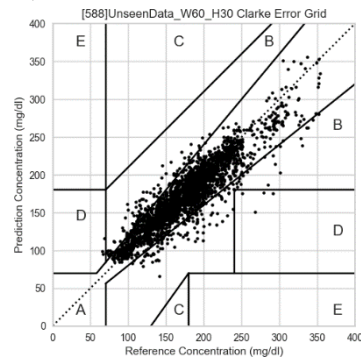
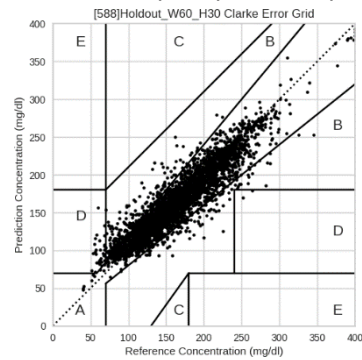
Ασθ.: 588, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 60' (IN-27)



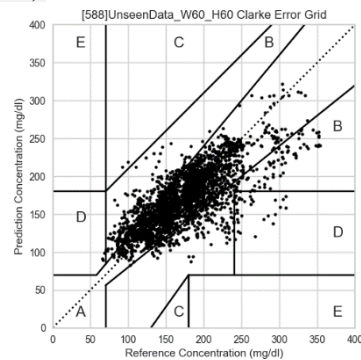
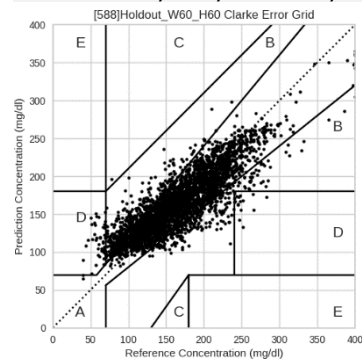
Ασθ.: 588, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 5' (IN-28)



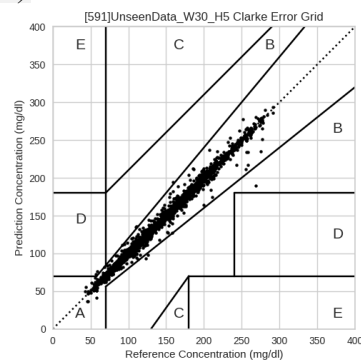
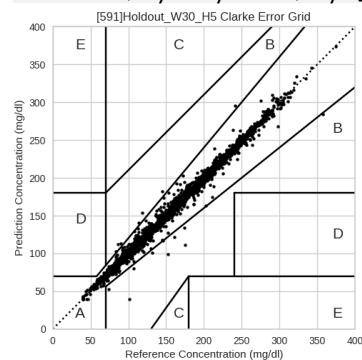
Ασθ.: 588, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 30' (IN-29)



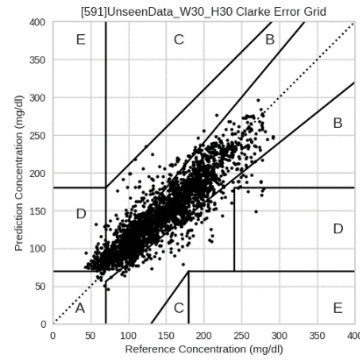
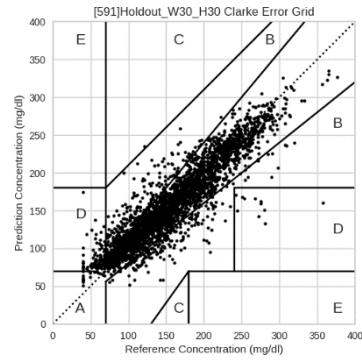
Ασθ.: 588, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 60' (IN-30)



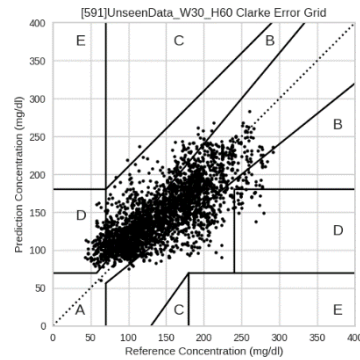
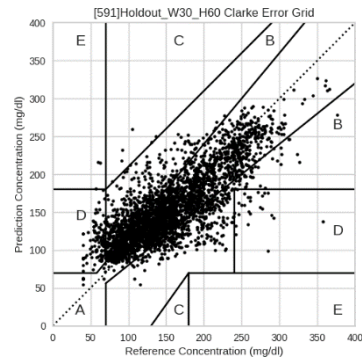
Ασθ.: 591, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 5' (IN-31)



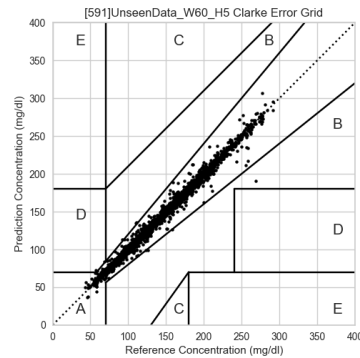
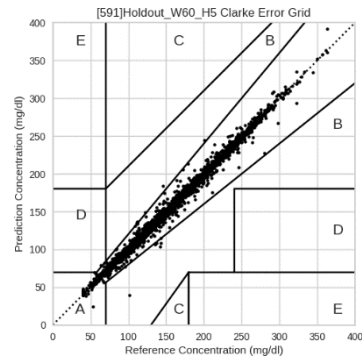
Ασθ.: 591, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 30' (IN-32)



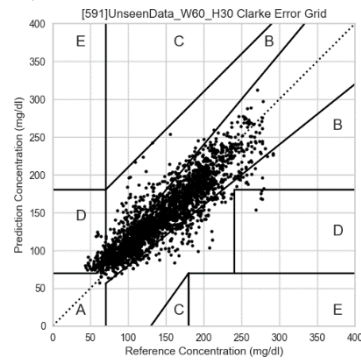
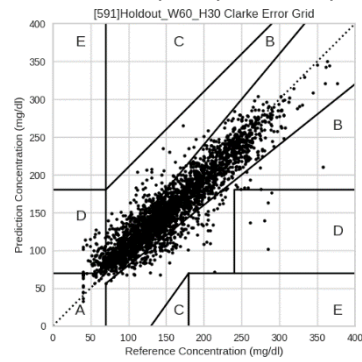
Ασθ.: 591, Χρ.Παρ.: 30', Οριζ.: 60' (IN-33)



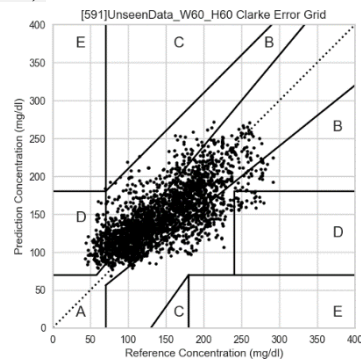
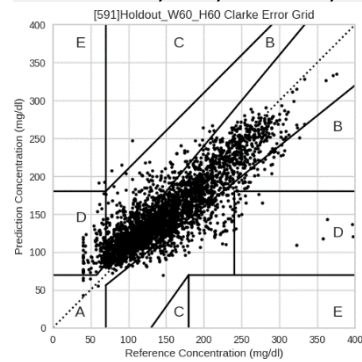
Ασθ.: 591, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 5' (IN-34)



Ασθ.: 591, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 30' (IN-35)



Ασθ.: 591, Χρ.Παρ.: 60', Οριζ.: 60' (IN-36)



4. ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ

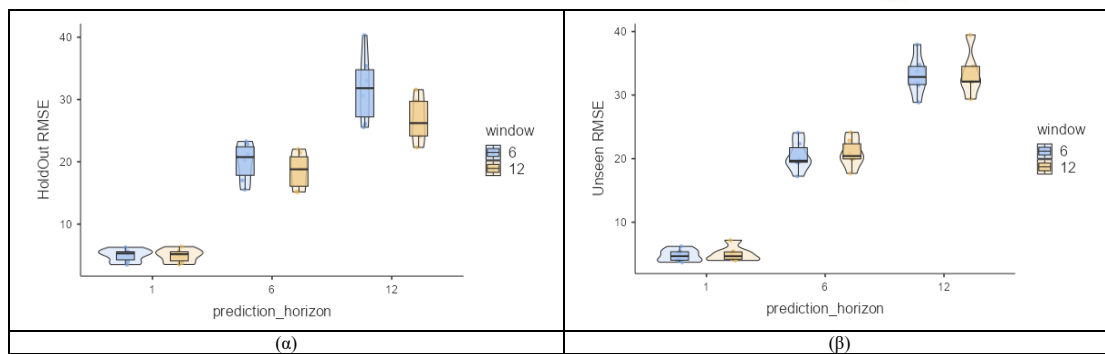
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ, ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ & ΣΥΖΗΤΗΣΗ

Τα βασικά συμπεράσματα που προκύπτουν από την ανάλυση και την πειραματική διαδικασία που έλαβε χώρα στα πλαίσια του τρέχοντος κεφαλαίου είναι τα εξής:

- Η μελέτη των αποτελεσμάτων (Πίνακας 4), παρέχει σαφείς ενδείξεις πως η διαδικασία αυτοματοποιημένης ανεξάρτητης και σε αντικειμενική βάση επιλογής παραμέτρων και μοντέλων για κάθε υποκείμενο ξεχωριστά καταλήγει σε διαφορετικά αποτελέσματα όχι μόνο μεταξύ διαφορετικών ατόμων αλλά και για το ίδιο το άτομο όταν επιλεγούν διαφορετικά ζεύγη χρονικού παραθύρου – προβλεπτικού ορίζοντα. Το συγκεκριμένο εύρημα αποτελεί σαφή ένδειξη σε επίρρωση της υπόθεσης αναγκαιότητας της προσωποποιημένης προσέγγισης για τη διασφάλιση της κλινικής αξίας του μοντέλου.
- Η μετρούμενη απόδοση των μοντέλων (Πίνακας 5, Εικόνα 2) που δημιουργήθηκαν με βάση την προτεινόμενη ακολουθούμενη προσέγγιση είναι συγκρίσιμη με τα αναφερόμενα στη σχετική βιβλιογραφία μοντέλα. Παρατηρούμε, ως αναμενόμενα, την ακρίβεια της πρόβλεψης να μειώνεται σε ευθεία αναλογία με τον προβλεπτικό ορίζοντα. Ενδιαφέρον παρουσιάζει το γεγονός της οριακά ασήμαντης διαφοράς μεταξύ των χρονικών παραθύρων έξι και δώδεκα βημάτων (30' και 60', αντίστοιχα), ειδικά στα δεδομένα Δοκιμής σε Πραγματικές Συνθήκες.

Πίνακας 5: Περιγραφικά στατιστικά αποτελεσμάτων (α. «w»: Χρονικό Παράθυρο, β. «ph»: Προβλεπτικός Ορίζοντας - σε βήματα των 5')

	w ^a	ph ^b	95% CI		Median	SD	Minimum	Maximum
			Lower	Upper				
HoldOut RMSE (Δεδομένα Επαλήθευσης)	6	1	4.15	5.84	5.31	1.057	3.50	6.28
		6	17.52	22.52	20.76	3.130	15.53	23.26
		12	27.29	36.35	31.82	5.660	25.54	40.32
	12	1	4.06	5.83	5.18	1.107	3.52	6.39
		6	16.21	20.93	18.80	2.955	15.16	22.03
		12	23.43	30.16	26.21	3.837	22.31	31.58
Unseen RMSE (Δεδομένα Δοκιμής σε Πραγματικές Συνθήκες)	6	1	3.99	5.56	4.66	0.983	3.71	6.20
		6	18.46	22.34	19.67	2.427	17.23	24.08
		12	30.64	35.62	32.85	3.114	28.85	37.95
	12	1	4.05	5.97	4.66	1.204	3.99	7.17
		6	19.07	22.74	20.41	2.294	17.69	24.14
		12	30.19	36.83	32.13	3.792	29.37	39.46



Εικόνα 2: Συγκριτικά γραφήματα (box plots) απόδοσης μοντέλων για διαφορετικά χρονικά παράθυρα και προβλεπτικούς ορίζοντες. (α) Δεδομένα Επαλήθευσης (β) Δεδομένα Δοκιμής σε Πραγματικές Συνθήκες

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ



«ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΠΡΟΪΟΝΤΩΝ ΚΑΙ ΥΠΗΡΕΣΙΩΝ», ΑΞΟΝΑΣ 2.3- “Ψηφιοποίηση των Επιχειρήσεων”.
Δράση 16706 - “Ψηφιακός Μετασχηματισμός των Μικρομεσαίων Επιχειρήσεων”.