



Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης
Πολυτεχνική Σχολή
Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπλογιστών
Τομέας Ηλεκτρονικής και Υπλογιστών

Διπλωματική εργασία

Μάθηση πολλαπλών εργασιών στη μοντελοποίηση
μονοκυτταρικών διαταραχών

Θεόδωρος Κατζάλης

Επιβλέπων:
Περικλής Μήτκας
Καθηγητής Α.Π.Θ

Συνεπιβλέπων:
Φώτης Ε. Ψωμόπουλος
Ερευνητής στο Ινστιτούτο Εφαρμοσμένων Βιοεπιστημών (INAB) του
Εθνικού Κέντρου Έρευνας και Τεχνολογικής Ανάπτυξης (EKETA)

Θεσσαλονίκη, Νοέμβριος 2025

Περίληψη

Οι προηγμένες μονοκυτταρικές τεχνολογίες έχουν προσφέρει νέες γνώσεις σχετικά με τις κυτταρικές αποκρίσεις σε διαταραχές, με σημαντικές προοπτικές για τη μεταφραστική ιατρική. Ωστόσο, η εγγενής πολυπλοκότητα των βιολογικών συστημάτων και οι τεχνικοί περιορισμοί των πειραματικών πρωτοκόλλων δημιουργούν προκλήσεις για πολλές από τις προτεινόμενες υπολογιστικές μεθόδους, δυσχεραίνοντας την αλγορίθμική αποτύπωση των μηχανισμών διαταραχής. Η μάθηση πολλαπλών εργασιών (multi-task learning) αποτελεί μία από τις προσεγγίσεις που παραμένουν ανεξερεύνητες σε αυτό το πεδίο. Στην παρούσα μελέτη, επιδιώκουμε να καλύψουμε αυτό το κενό, εξετάζοντας την προοπτική της στη μοντελοποίηση μονοκυτταρικών διαταραχών (single-cell multi-task learning). Αναπτύξαμε μια αρχιτεκτονική multi-task autoencoder, η οποία προβλέπει μεταβαλλόμενα μονοκυτταρικά μεταγραφικά προφίλ για πολλαπλές διαταραχές, επιτυγχάνοντας state-of-the-art αποτελέσματα, ενώ ταυτόχρονα επιδεικνύει μεγαλύτερη επεκτασιμότητα και αποδοτικότητα σε σύγκριση με τις υπάρχουσες μεθόδους.

Λέξεις κλειδιά

Μονοκυτταρική τεχνολογία, διαταραχή, μοντελοποίηση διαταραχής, μάθηση πολλαπλών εργασιών, autoencoder, βαθιά μάθηση

Abstract

Advanced single-cell technologies have provided new insights on cellular responses to perturbations, with significant potential for translational medicine. However, the inherent complexity of biological systems and the technical limitations of the experimental protocols present challenges for many proposed computational methods to algorithmically capture the perturbation mechanisms. Multi-task learning is one of the methods that have been left unexplored in this field. In this study, we aim to bridge this gap by unraveling its potential in single-cell perturbation modeling. We have developed a multi-task autoencoder architecture that predicts perturbed single-cell transcriptomic profiles for multiple perturbations achieving state-of-the-art performance while exhibiting greater scalability and efficiency compared to existing methods.

Keywords

Single-cell technology, perturbation, perturbation modeling, multi-task learning, autoencoder, deep learning

Ευχαριστίες

Πρωτίστως, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή αυτής της εργασίας, Περικλή Μήτκα, για την συνεργασία που μου επέτρεψε να έχω μαζί του και την ευκαιρία που μου έδωσε να εργαστώ σε αυτό το ερευνητικό πεδίο. Αυτή η εργασία μου έδωσε την δυνατότητα να ανακαλύψω μια αρκετά μοναδική σύνθεση ανάμεσα στην βιολογία και την μηχανική, επεκτείνοντας το πρόγραμμα σπουδών, η οποία μου κέντρισε το ενδιαφέρον και με ενέπνευσε να συνεχίσω την ενασχόληση μου σε αυτόν τον κλάδο.

Επίσης, θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην ομάδα βιοπληροφορικής του Ινστιτούτου Εφαρμοσμένων Βιοεπιστημών (INEB) του Εθνικού Κέντρου Έρευνας και Τεχνολογικής Ανάπτυξης (EKETA) υπό την επίβλεψη του Φώτη Ε. Ψωμόπουλου, και συγκεκριμένα στον Γαβριηλίδη Γεώργιο, στον Βασιλείου Βασίλειο, και στην Ορφανού Άσπα. Η ομάδα με εισήγαγε στον χώρο της βιοπληροφορικής και με στήριξη πολυεπίπεδα καθ' ολη την διάρκεια της εργασίας μου, παρέχοντας τεχνογνωσία και επικοιδομητικές συζητήσεις, οι οποίες με βοήθησαν αμέριστα για τον προσανατολισμό της έρευνας.

Η εκπόνηση της εργασίας θα ήταν ακόμη ανέφικτη δίχως την πρόσβαση σε υπολογιστικούς πόρους του Ευρωπαϊκού Εργαστηρίου Μοριακής Βιολογίας (EMBL). Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την Anna Kreshuk, επικεφαλής της ομάδας ανάλυσης βιολογικών εικόνων με την χρήση τεχνητής νοημοσύνης (Machine learning for bioimage analysis), για τη δυνατότητα που μου έδωσε να αποτελώ μέλος της ομάδας της ως μηχανικός λογισμικού της πλατφόρμας ilastik¹, και την παράλληλη παροχή πρόσβασης της συστοιχίας υπολογιστών για την επιτέλεση των πειραμάτων μου.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και τους φίλους μου για τη συναισθηματική υποστήριξη κατά την διάρκεια των σπουδών μου.

¹<https://www.ilastik.org/>

Περιεχόμενα

Περίληψη	1
Abstract	2
Ευχαριστίες	3
Κατάλογος Σχημάτων	5
Κατάλογος Πινάκων	6
Ακρωνύμια	7
1 Εισαγωγή	8
1.1 Συνοπτική περιγραφή του προβλήματος	9
1.2 Στόχος της διπλωματικής	9
1.3 Μεθοδολογία	9
1.4 Περιεχόμενα	9
2 Θεωρητικό υπόβαθρο	9
2.1 Μάθηση πολλαπλών διεργασιών (Multi-task learning)	9
2.2 Μοντελοποίηση διαταρραχών (Perturbation modeling)	12
2.3 Μάθηση πολλαπλών εργασιών και μοντελοποίηση διαταρραχών	14
3 Σχετική βιβλιογραφία	15
3.1 scGen	15
3.2 scVIDR	15
3.3 scPreGAN	16
3.4 scButterfly	16
4 Περιγραφή του αλγορίθμου	18
4.1 Adversarial autoencoders (AeAdv)	19
4.2 Optimal transport (OT)	20
4.3 Variational Autoencoder (VAE)	21
5 Αξιολόγηση	21
5.1 Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταρραχών με μία μόνο διαταραχή	22
5.2 Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταρραχών με πολλαπλές διαταραχές	25
5.3 Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταρραχών μεταξύ ειδών	26
6 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία	30
7 Διαθεσιμότητα κώδικα	32
References	33
A Πρόσθετη αξιολόγηση των αρχιτεκτονικών με μάθηση πολλαπλών εργασιών	36

Κατάλογος Σχημάτων

1	Task conditioning [26]	11
2	Feature-wise transformations [26]	11
3	FiLM [5]	18
4	Illustration of the multi-task architecture (created in https://BioRender.com)	20
5	Baseline metrics across cell types (Kang et al. [14])	23
6	Distance metrics across cell types (Kang et al. [14])	24
7	UMAP representation of data splitting (Kang et al. [14])	24
8	Violin plots of gene expression distributions for gene ISG15 (Kang et al. [14])	25
9	Baseline metrics across cell types (Nault et al. [21, 22])	26
10	Distance metrics across cell types (Nault et al. [21, 22])	27
11	Baseline metrics across dosages (Nault et al. [21, 22])	27
12	Distance metrics across dosages (Nault et al. [21, 22])	28
13	UMAP representation of data splitting for all the dosages (Nault et al. [21, 22])	28
14	UMAP representation of data splitting for the dosage $30\mu g/kg$ (Nault et al. [21, 22])	29
15	Baseline metrics across species (Hagai et al. [8])	30
16	Distance metrics across species (Hagai et al. [8])	31
17	Evaluation of multi-task architectures on the Kang et al. [16]	36
18	Evaluation of multi-task architectures on the Nault et al. [21, 22]	36

Κατάλογος Πινάκων

1	Averaged across all cell types in Kang et al. [14]	23
2	Nault et al. [21, 22]	26
3	Hagel et al. [8]	30

Ακρωνύμια

DEGs Differentially Expressed Genes. 18, 23

GAN generative adversarial network. 17

HVGs Highly Variable Genes. 18, 20

LLMs large language models. 8

MLT Multi-task learning. 9, 10, 12

OOD out-of-distribution detection. 4, 8, 11, 13, 16, 18, 23, 27

PBMCs peripheral blood mononuclear cells. 18

scRNA-seq single-cell RNA sequencing. 13, 15, 17, 22, 23

VAE variational autoencoder. 16, 17

1 Εισαγωγή

Η εμφάνιση των μονοκυτταρικών τεχνολογιών έχει καταστήσει δυνατή τη μελέτη της βιολογικής ετερογένειας σε κυτταρική ανάλυση, ανοίγοντας νέους δρόμους για την κατανόηση των κυτταρικών μηχανισμών και των αποκρίσεών τους σε διαταραχές. Ωστόσο, ο χώρος των διαταραχών είναι ευρύς, και η πειραματική διερεύνηση όλων των πιθανών συνδυασμών θα ήταν ανέφικτη και δαπανηρή [10, 15]. Αυτό έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη υπολογιστικών μεθόδων για τη μοντελοποίηση του χώρου αυτού, επιτρέποντας την εξαγωγή συμπερασμάτων σε μη παρατηρημένα σενάρια μέσω *in silico* πειραματισμού. Το πεδίο που ασχολείται με την αποκωδικοποίηση και πρόβλεψη των επιδράσεων εξωτερικών ερεθισμάτων (γονιδιακές απαλοιφές, δοσολογίες φαρμάκων, μεταβολές θερμοκρασίας κ.ά.) αναφέρεται ως μοντελοποίηση διαταραχών (perturbation modeling), και διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στην ανακάλυψη μηχανισμών ασθενειών και στον εντοπισμό θεραπευτικών στόχων [13].

Τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιούνται για τη μοντελοποίηση διαταραχών είναι συχνά ιδιαίτερα θορυβώδη και αραιά, λόγω των εγγενών περιορισμών των μονοκυτταρικών τεχνολογιών. Για παράδειγμα, είναι πιθανό να προκύψουν φαινόμενα *dropout*, οδηγώντας σε μεγάλο αριθμό μηδενικών τιμών στα προφίλ έκφρασης, ως αποτέλεσμα της αδυναμίας ανίχνευσης χαμηλών επιπέδων γονιδιακής έκφρασης. Επιπλέον, τα δεδομένα είναι υψηλής διαστατικότητας, αποτελούμενα συνήθως από χιλιάδες κύτταρα που έχουν προφίλωθεί ως προς εκατοντάδες ή και χιλιάδες χαρακτηριστικά (π.χ. επίπεδα γονιδιακής έκφρασης στη μεταγραφωματική), γεγονός που επιτρέπει λεπτομερή ανάλυση των κυτταρικών αποκρίσεων [13]. Η ίδια η απόκριση στις διαταραχές είναι μη γραμμική και περίπλοκη, εξαρτώμενη όχι μόνο από τη φύση της διαταραχής, αλλά και από το κυτταρικό περιβάλλον, συμπεριλαμβανομένου του τύπου κυττάρου, του μικροπεριβάλλοντος, του γενετικού υποβάθρου και της χρονικής δυναμικής [7].

Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης –ιδίως η βαθιά μάθηση (deep learning)– έχουν δείξει σημαντικές δυνατότητες στην αντιμετώπιση αυτής της πολυπλοκότητας, αξιοποιώντας τη γενετική τους ικανότητα, η οποία καθίσταται εφικτή χάρη στη ραγδαία αύξηση των δεδομένων μονοκυτταρικών υψηλής διαμέτρησης (high-throughput) [7]. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχει αυξανόμενο ενδιαφέρον για την αξιοποίηση των μεγάλων γλωσσικών μοντέλων (large language models, LLMs) στον τομέα αυτό. Μια πρόσφατη επισκόπηση από τους Szalata et al. [31] υπογραμμίζει αυτήν την προσέγγιση ως μια πολλά υποσχόμενη, αν και ακόμη ανώριμη, ερευνητική κατεύθυνση. Τα κύρια προβλήματα περιλαμβάνουν την απουσία τυποποιημένων πλαισίων αξιολόγησης, αστάθειες στα μοντέλα, ανεπαρκώς ποικιλόμορφα σύνολα δεδομένων και την έλλειψη διαδοχικής δομής ανάλογης με τα *positional embeddings* που χρησιμοποιούνται στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας. Αντίθετα, οι αρχιτεκτονικές αυτό-κωδικοποιητών (autoencoders) και οι παραλλαγές τους έχουν ήδη επιδείξει ισχυρές επιδόσεις, ξεπερνώντας τους transformers [31], ενώ προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα όσον αφορά την αποδοτικότητα πόρων και τη μειωμένη υπολογιστική πολυπλοκότητα.

Βασιζόμενες στην κεντρική αρχή της βαθιάς μάθησης, γνωστή ως υπόθεση πολλαπλότητας (manifold hypothesis), οι αρχιτεκτονικές autoencoder στοχεύουν στην εκμάθηση μιας χαμηλοδιάστατης αναπαράστασης των δεδομένων που αποτυπώνει τη θεμελιώδη δομή της απόκρισης στη διαταραχή. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω της αρχιτεκτονικής encoder-decoder, όπου ο encoder συμπιέζει τα δεδομένα εισόδου σε χώρο μικρότερης διάστασης, ενώ ο decoder επιχειρεί να ανακατασκευάσει τα αρχικά δεδομένα. Αυτή η συμπίεση μπορεί να παράγει βιολογικά σημαντικά χαρακτηριστικά, οδηγώντας σε πιο ερμηνεύσιμη και αποδοτική αναπαράσταση των δεδομένων, χρήση για

επακόλουθες εργασίες όπως η ανίχνευση αποκρίσεων εκτός του παρατηρούμενου χώρου (out-of-distribution, OOD) [7].

Ωστόσο, η μη γραμμικότητα των μοντέλων βαθιάς μάθησης παρουσιάζει μια επιπλέον πρόκληση όσον αφορά την ισορροπία μεταξύ προβλεπτικής ακρίβειας και ερμηνευσιμότητας [15]. Αυτή η αντιστάθμιση παραμένει κομβικό σημείο για το πεδίο, και πολλές πρόσφατες προσπάθειες στοχεύουν στην αντιμετώπισή της μέσω αιτιοκρατικών προσεγγίσεων μηχανικής μάθησης, όπως τα GRouNdGAN, sVAE+ και graphVCI [7]. Άλλες ερμηνεύσιμες προσεγγίσεις περιλαμβάνουν τη χρήση τιμών SHAP από το UnitedNet [33], ολοκληρωμένων βαθμίδων (integrated gradients) από το PerturbNet [37], καθώς και την προσέγγιση της συνάρτησης του μη ερμηνεύσιμου μη γραμμικού αποκωδικοποιητή μέσω αραιής παλινδρόμησης Ridge (sparse ridge regression), όπως παρουσιάζεται στο scVIDR [14].

Επιπλέον περιορισμοί στα δεδομένα, όπως τα batch effects και οι συγχυτικοί συν-παράγοντες (confounding covariates), επηρεάζουν επίσης την ακρίβεια πρόβλεψης. Για την αντιμετώπιση αυτών των ζητημάτων και τη βελτίωση της γενίκευσης, πρόσφατες μελέτες επικεντρώνονται σε ολοκληρωμένες μονοκυτταρικές προσεγγίσεις ομικής ανάλυσης (integrative single-cell omics), συμπεριλαμβανομένης της ενσωμάτωσης χωρικών δεδομένων. Ο στόχος είναι η εκμάθηση μιας χαμηλοδιάστατης αναπαράστασης που απομονώνει το ουσιώδες βιολογικό πλαίσιο, απαλλάσσοντάς το από τεχνικές παραλλαγές.

1.1 Συνοπτική περιγραφή του προβλήματος

1.2 Στόχος της διπλωματικής

1.3 Μεθοδολογία

1.4 Περιεχόμενα

Στο κεφάλαιο 2 παρουσιάζεται η αναλυτική περιγραφή του προβλήματος, δίνονται οι ορολογίες, οι ορισμοί και οι μέθοδοι που έχουν ακολουθηθεί για την επίλυσή του. Στο κεφάλαιο 3 περιγράφεται ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε βήμα προς βήμα με παράλληλη χρήση παραδείγματος για ευκολία στην κατανόηση. Στο κεφάλαιο 4 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα των πειραμάτων που υλοποιήθηκαν με τη χρήση δύο διαφορετικών συνόλων δεδομένων. Τέλος, στο κεφάλαιο 5 αναλύονται τα αποτελέσματα των πειραμάτων, γίνεται σύγκριση, δίνονται τα συμπεράσματα της συνολικής διαδικασίας καθώς και οι μελλοντικοί στόχοι που μπορούν τα τεθούν για περεταίρω επεκτάσεις και ακολουθεί η βιβλιογραφία που χρησιμοποιήθηκε για τη συγγραφή αλλά και την υλοποίηση της εργασίας αυτής.

2 Θεωρητικό υπόβαθρο

2.1 Μάθηση πολλαπλών διεργασιών (Multi-task learning)

Η μάθηση πολλαπλών εργασιών (Multi-task learning (MLT)) αποτελεί ένα παράδειγμα παραδείγματος μηχανικής μάθησης, στο οποίο ένα ενιαίο μοντέλο εκπαιδεύεται ώστε να εκτελεί ταυτόχρονα πολλαπλές, σχετικές μεταξύ τους εργασίες. Η κεντρική ιδέα είναι ότι, μέσω της κοινής χρήσης αναπαραστάσεων μεταξύ των εργασιών, το μοντέλο μπορεί να γενικεύσει καλύτερα σε σύγκριση με το αν κάθε εργασία μαθαίνονταν απομονωμένα. Η προσέγγιση αυτή αντλεί έμπνευση από τη μάθηση και τη γνωστική λειτουργία του ανθρώπου, όπου η αναλογία παίζει κεντρικό ρόλο στη μεταφορά γνώσης μεταξύ διαφορετικών γνωστικών περιοχών [11, 38]. Από τη σκοπιά της μηχανικής μάθησης,

μπορούμε να τη θεωρήσουμε ως μια μορφή επαγωγικής προκατάληψης (inductive bias): κατευθύνει το μοντέλο να προτιμά υποθέσεις που εξηγούν περισσότερες από μία εργασίες, ανάλογα με τη λογική της L1 κανονικοποίησης, η οποία οδηγεί σε προτίμηση για αραιές λύσεις [26]. Ο βαθμός ωφέλειας εξαρτάται από τη σχέση μεταξύ των εργασιών· όταν οι εργασίες δεν είναι στενά συνδεδεμένες, μπορεί να προκύψει αρνητική μεταφορά (negative transfer), κατά την οποία η μάθηση μιας εργασίας επιδρά αρνητικά στην επίδοση μιας άλλης [29]. Συνεπώς, η κατανόηση των σχέσεων μεταξύ των εργασιών και ο σχεδιασμός κατάλληλων κοινών αρχιτεκτονικών αποτελούν κρίσιμους παράγοντες για την επιτυχία της MLT.

Ένα από τα αρχικά κίνητρα της μάθησης πολλαπλών εργασιών είναι η έμμεση αύξηση δεδομένων (implicit data augmentation), μέσω του συνδυασμού πηγών πληροφορίας από διαφορετικές εργασίες, ώστε να μετριαστεί το πρόβλημα της έλλειψης δεδομένων. Αυτό είναι ιδιαίτερα σχετικό στα μονοκυτταρικά πρωτόκολλα πολλαπλών ομικών (single-cell multi-omics) [3], όπου τα δεδομένα είναι περιορισμένα λόγω της πολυπλοκότητας και του κόστους των πειραματικών διαδικασιών. Παρόμοια οφέλη παρατηρούνται και στα μονοκυτταρικά σύνολα δεδομένων μονοτροπίας (single-cell single modality), όπου τα δεδομένα είναι περιορισμένα για συγκεκριμένο αριθμό διαταραχών.

Άλλα πλεονεκτήματα της MLT περιλαμβάνουν την πρόληψη της υπερεκπαίδευσης (overfitting) και τη μείωση του εξαρτώμενου από τα δεδομένα θορύβου κάθε εργασίας. Ο θόρυβος μπορεί να αποκρύψει τα υποκείμενα πρότυπα, καθιστώντας δύσκολη τη μάθηση ουσιαστικών αναπαραστάσεων. Ο συνδυασμός δεδομένων από πολλαπλές εργασίες παρέχει πρόσθετα στοιχεία, επιτρέποντας στο μοντέλο να διακρίνει τα σημαντικά χαρακτηριστικά από τα άσχετα, οδηγώντας έτσι σε πιο ανθεκτικά και γενικεύσιμα χαρακτηριστικά [26]. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό στη μοντελοποίηση μονοκυτταρικών διαταραχών, όπου τα δεδομένα είναι συχνά θορυβώδη και αραιά, λόγω dropout γεγονότων και άλλων τεχνικών περιορισμών.

Όσον αφορά την επιλογή αρχιτεκτονικής στη MLT, πρέπει να εξεταστεί ο τρόπος αλληλεπίδρασης των εργασιών, μια έννοια γνωστή ως conditioning [5]. Στο πλαίσιο της βαθιάς μάθησης, οι δύο πιο διαδεδομένες προσεγγίσεις είναι η σκληρή (hard) και η ήπια (soft) κοινή χρήση παραμέτρων. Στην σκληρή κοινή χρήση, το μοντέλο μοιράζεται ένα κοινό σύνολο παραμέτρων για όλες τις εργασίες, διατηρώντας όμως ξεχωριστή κεφαλή (head) για καθεμία (fig. 1a). Αυτή η προσέγγιση είναι η πιο συνηθισμένη και προτιμάται όταν οι εργασίες είναι στενά συνδεδεμένες, καθώς επιτρέπει πιο αποδοτική μάθηση και μειώνει τον κίνδυνο υπερεκπαίδευσης. Αντίθετα, στην ήπια κοινή χρήση παραμέτρων, κάθε εργασία διαθέτει το δικό της σύνολο παραμέτρων, αλλά αυτές ενθαρρύνονται να είναι παρόμοιες μέσω κανονικοποίησης (fig. 1b). Η προσέγγιση αυτή είναι πιο κατάλληλη για λιγότερο συσχετισμένες εργασίες, καθώς προσφέρει μεγαλύτερη ευελιξία στην εκμάθηση εξειδικευμένων αναπαραστάσεων ανά εργασία, ενώ ταυτόχρονα είναι λιγότερο επιρρεπής σε αρνητική μεταφορά [26].

Μια άλλη προσέγγιση για την προσαρμογή (conditioning) των εργασιών είναι η οικογένεια των μετασχηματισμών κατά χαρακτηριστικό (feature-wise transformations). Στην προσέγγιση αυτή μπορούν να εφαρμοστούν τρεις διαφορετικοί τύποι μετασχηματισμού: α) συνένωση (concatenation), β) πρόσθεση (addition), και γ) πολλαπλασιασμός (multiplication).

Οι μετασχηματισμοί αυτοί μπορούν να εφαρμοστούν ανά επίπεδο (layer-wise), προσφέροντας μεγαλύτερη ευελιξία στον τρόπο με τον οποίο οι εργασίες ενσωματώνονται στο μοντέλο. Μπορούν να εισαχθούν είτε στην αρχική είσοδο της αρχιτεκτονικής είτε σε μεταγενέστερο στάδιο της διαδικασίας δημιουργίας (generation process).

Στην περίπτωση της συνένωσης, για μια αναπαράσταση της εργασίας z (π.χ.

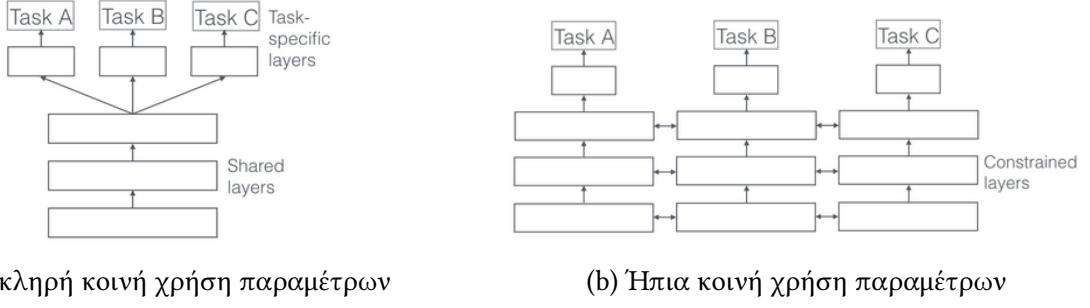


Figure 1: Προσαρμογή εργασιών (Task conditioning) [26]

κωδικοποιημένη σε μορφή one-hot), η είσοδος ενός επιπέδου συνενώνεται με το z , και το αποτέλεσμα υποβάλλεται σε γραμμικό μετασχηματισμό. Αντίθετα, στις περιπτώσεις της πρόσθεσης και του πολλαπλασιασμού, η αναπαράσταση προσαρμογής (conditioning representation) υφίσταται πρώτα γραμμικό μετασχηματισμό και στη συνέχεια προστίθεται ή πολλαπλασιάζεται με την είσοδο, αντίστοιχα.

Σε όλες αυτές τις μεθόδους, οι πράξεις εφαρμόζονται ανά χαρακτηριστικό (element-wise), εξ ου και η ονομασία μετασχηματισμοί κατά χαρακτηριστικό (feature-wise transformations) [5].

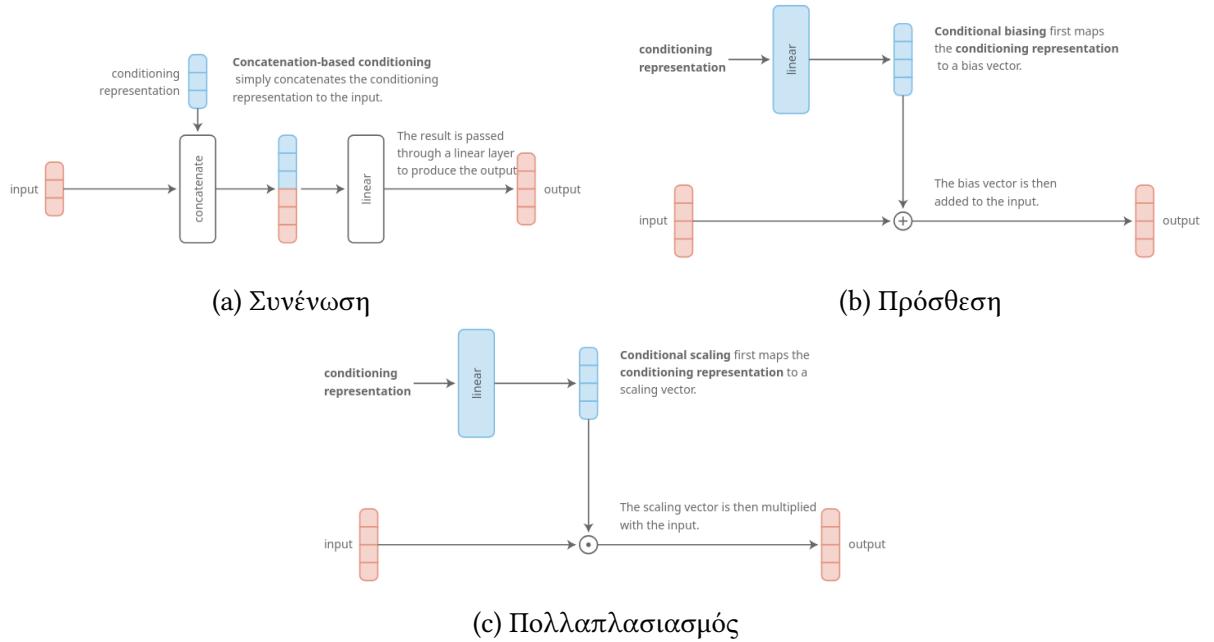


Figure 2: Μετασχηματισμοί ανά χαρακτηριστικό [26]

Γενικότερα, οι μέθοδοι **μάθησης πολλαπλών εργασιών** (MLT) μπορούν να κατηγοριοποιηθούν με βάση διάφορες διαστάσεις, όπως το **παράδειγμα μάθησης** (π.χ. επιβλεπόμενη ή μη επιβλεπόμενη μάθηση), τον **τύπο των εργασιών** (π.χ. ταξινόμηση ή παλινδρόμηση) και τη φύση του χώρου εισόδου. Στην παρούσα εργασία εστιάζουμε κυρίως σε **επιβλεπόμενες εργασίες**, οι οποίες αποτελούν και το πλέον μελετημένο πλαίσιο στη βιβλιογραφία της MLT [38].

Όπως θα παρουσιαστεί στην section 4: Περιγραφή του αλγορίθμου, η βασική εργασία που εξετάζουμε αφορά την **πρόβλεψη των προφίλ γονιδιακής έκφρασης** μετά από μια **διαταραχή**, η οποία μπορεί να διατυπωθεί ως **πρόβλημα παλινδρόμησης**. Η είσοδος

αποτελείται από το βασικό προφίλ γονιδιακής έκφρασης ενός κυττάρου (ή το λεγόμενο “vehicle” προφίλ), ενώ η έξοδος αντιστοιχεί στο προφίλ έκφρασης μετά την εφαρμογή της διαταραχής. Η ίδια η διαταραχή αναπαρίσταται μέσω ενός διανύσματος συνθηκών (*condition vector*), το οποίο μπορεί απλά να υλοποιηθεί ως *one-hot* κωδικοποίηση που προσδιορίζει τον τύπο της διαταραχής που εφαρμόστηκε στο κύτταρο.

Τυπικά, για επιβλεπόμενες εργασίες που μοιράζονται τον ίδιο χώρο εισόδου, μπορούμε να ορίσουμε ένα σύνολο από m εργασίες μάθησης $\{T_i\}_{i=1}^m$, και για καθεμία από αυτές το αντίστοιχο σύνολο δεδομένων \mathcal{D}_i , το οποίο περιέχει n_i δείγματα:

$$\mathcal{D}_i = \{(x_j^i, y_j^i)\}_{j=1}^{n_i}$$

όπου x_j^i είναι το j -οστό δείγμα εισόδου και y_j^i η αντίστοιχη ετικέτα εξόδου του.

Η συνάρτηση κόστους (loss) για την i -οστή εργασία μπορεί να διατυπωθεί ως:

$$\mathcal{L}_i(\{\theta_i, \theta_{sp}\}, \mathcal{D}_i),$$

όπου θ_i αντιστοιχούν στις ειδικές παραμέτρους της εργασίας, ενώ θ_{sp} στις κοινές παραμέτρους μεταξύ όλων των εργασιών.

Ο στόχος της MLT είναι η εκμάθηση ενός συνόλου παραμέτρων θ που ελαχιστοποιεί τη συνολική απώλεια για όλες τις εργασίες, δηλαδή:

$$\theta = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^m \mathcal{L}_i(\theta_i, \mathcal{D}_i),$$

όπου

$$\theta = \{\theta_{sp}, \theta_1, \dots, \theta_m\}$$

αντιπροσωπεύει το πλήρες σύνολο των παραμέτρων του μοντέλου.

2.2 Μοντελοποίηση διαταρραχών (Perturbation modeling)

Στο πεδίο της μοντελοποίησης διαταραχών μπορούν να διακριθούν τέσσερις κύριοι ερευνητικοί στόχοι [7, 10, 13].

Ο πρώτος αφορά την πρόβλεψη άγνωστων ομικών υπογραφών και φαινοτυπικών μεταβολών μετά από την εφαρμογή μιας διαταραχής.² Η πρόβλεψη αυτή μπορεί να εφαρμοστεί είτε σε κυτταρικές σειρές (bulk omics), είτε σε μεμονωμένα κύτταρα (single-cell omics) και αποτελεί τον πρωταρχικό στόχο, γνωστό και ως εκτός κατανομής πρόβλεψη (out-of-distribution prediction, OOD). Όσον αφορά τις ομικές υπογραφές, το scGen αποτελεί ένα γνωστό μοντέλο αναφοράς για την πρόβλεψη προφίλ μεταγραφωματικής σε διαταραγμένα μονοκύτταρα. Στην περίπτωση των φαινοτυπικών αλλαγών, αυτές μπορεί να αφορούν, για παράδειγμα, τη βιωσιμότητα των κυττάρων ως συνάρτηση της δοσολογίας ενός φαρμάκου, η οποία συνήθως ποσοτικοποιείται μέσω των τιμών IC50. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το DeepDSC [17], ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο που προβλέπει την ευαισθησία καρκινικών κυτταρικών σειρών σε φάρμακα, με βάση τα προφίλ γονιδιακής έκφρασης και

²Στην περίπτωση χημικών διαταραχών, ο όρος “διαταραχή” αναφέρεται στο συγκεκριμένο φάρμακο που εφαρμόζεται. Ωστόσο, για τους σκοπούς της εργασίας out-of-distribution detection (OOD), μια αλλαγή στη δοσολογία του ίδιου φαρμάκου θεωρείται επίσης διακριτή διαταραχή. Στην παρούσα μελέτη, κάθε μοναδικός συνδυασμός φαρμάκου και δοσολογίας αντιμετωπίζεται ως ξεχωριστή διαταραχή.

έναν περιγραφέα χημικής ένωσης. Ο περιγραφέας αυτός βασίζεται στα αποτυπώματα Morgan (Morgan fingerprints),³ τα οποία αποτυπώνουν τη μονοδιάστατη και δισδιάστατη δομή της ένωσης.

Ο δεύτερος στόχος αφορά την πρόβλεψη του μηχανισμού δράσης μιας διαταραχής (mode of action). Αυτό συνεπάγεται την αναγνώριση των σηματοδοτικών οδών και των συγκεκριμένων πρωτεΐνων-στόχων που ενεργοποιούνται ή αναστέλλονται ως απόκριση σε μια δεδομένη διαταραχή. Η κατανόηση των πρωτεΐνων με τις οποίες αλληλεπιδρά ένα φάρμακο, καθώς και της αλληλουχίας των μοριακών γεγονότων που προκαλεί, είναι θεμελιώδης για την ανακάλυψη και επαναστόχευση φαρμάκων (drug discovery and repurposing). Το DeepDTAGen [28] είναι ένα πολυ-εργασιακό μοντέλο (multi-task model) σχεδιασμένο για να αντιμετωπίζει αυτή την πρόκληση. Προβλέπει την ισχύ δέσμευσης (binding affinity) μεταξύ ενός φαρμάκου και μιας πρωτεΐνης-στόχου, ενώ παράγει και νέους υποψήφιους χημικούς συνδέτες, οι οποίοι αναπαρίστανται με αλφαριθμητικές συμβολοσειρές SMILES⁴, προσαρμοσμένες σε έναν δεδομένο πρωτεΐνικό στόχο.

Ο τρίτος στόχος είναι η πρόβλεψη αλληλεπιδράσεων διαταραχών, ένα πεδίο με ιδιαίτερη σημασία για συνδυαστικές θεραπείες. Ο σκοπός είναι η πρόβλεψη του τρόπου με τον οποίο διαφορετικές διαταραχές αλληλεπιδρούν μεταξύ τους – κρίσιμο ζήτημα για την κατανόηση αλληλεπιδράσεων φαρμάκων (drug-drug interactions) και πιθανών παρενεργειών. Αυτό περιλαμβάνει, για παράδειγμα, την πρόβλεψη του αν δύο φάρμακα θα παρουσιάσουν συνεργιστικά ή ανταγωνιστικά αποτελέσματα όταν χορηγηθούν μαζί. Το μοντέλο Deep-Synergy προβλέπει έναν δείκτη συνεργίας (synergy score), έχοντας ως είσοδο τα προφίλ γονιδιακής έκφρασης μιας κυτταρικής σειράς και τους χημικούς περιγραφείς δύο φαρμάκων [25]. Ο δείκτης συνεργίας ποσοτικοποιεί την απόκλιση της πειραματικά παρατηρούμενης επιφάνειας απόκρισης από εκείνη που προβλέπεται από θεωρητικά μοντέλα αναφοράς, όπως τα Loewe Additivity [18], Bliss Independence [2], Highest Single Agent (HSA) [32] ή το πιο πρόσφατο Zero Interaction Potency (ZIP) [36].

Ο τέταρτος στόχος αφορά την πρόβλεψη χημικών ιδιοτήτων. Η εργασία μπορεί να διατυπωθεί ως σχεδίαση νέων χημικών ενώσεων (*de novo compound design*), ικανών να προκαλέσουν ένα επιθυμητό προφίλ γονιδιακής έκφρασης μετά από διαταραχή. Το PerturbNet [37] αποτελεί ένα μοντέλο που αντιμετωπίζει αυτή την πρόκληση. Αρχικά, συμπιέζει τους χώρους χαρακτηριστικών τόσο των μεταγραφωμάτων προφίλ όσο και των χημικών δομών μέσω αυτό-κωδικοποιητών (autoencoders). Οι δύο αυτές μορφές δεδομένων συνδέονται στη συνέχεια μέσω ενός υπό συνθήκη αναστρέψιμου νευρωνικού δικτύου (conditional invertible neural network, cINN). Χάρη στην αναστρεψιμότητα του cINN, το μοντέλο επιτρέπει αντιθετικές προβλέψεις (counterfactual predictions), διευκολύνοντας την εξερεύνηση του χημικού χώρου για ενώσεις που είναι πιθανό να προκαλέσουν μια συγκεκριμένη γονιδιακή απόκριση. Με αυτόν τον τρόπο, η εργασία λειτουργεί ως εννοιολογική γέφυρα μεταξύ βιολογίας και χημείας, συνδέοντας τη μοριακή δομή με το φαινοτυπικό αποτέλεσμα.

³Τα αποτυπώματα Morgan, γνωστά και ως extended-connectivity fingerprints (ECFP), είναι ένας τύπος μοριακών αποτυπωμάτων που χρησιμοποιούνται στη χημειοπληροφορική για την αναπαράσταση της δομής μορίων σε μορφή κατάλληλη για υπολογιστική επεξεργασία. Κωδικοποιούν τα δομικά χαρακτηριστικά ενός μορίου σε ένα δυαδικό διάνυσμα [20].

⁴Το ακρωνύμιο SMILES προέρχεται από το Simplified Molecular Input Line Entry System. Πρόκειται για μια συμβολική, κειμενοστραφή αναπαράσταση μοριακών δομών. Για παράδειγμα, η αιθανόλη ($\text{CH}_3\text{CH}_2\text{OH}$) μπορεί να αναπαρασταθεί ως η συμβολοσειρά “CCO”.

2.3 Μάθηση πολλαπλών εργασιών και μοντελοποίηση διαταραχών

Όπως αναφέρουν οι [7, 13], η μάθηση πολλαπλών εργασιών (MLT) μπορεί να θεωρηθεί ως μια ισχυρή προσέγγιση μηχανικής ή βαθιάς μάθησης (ML/DL approach), με σημαντικές προοπτικές εφαρμογής στη μοντελοποίηση διαταραχών. Αξίζει να σημειωθεί ότι στην πρόκληση NCI-DREAM [4], η οποία αφορούσε την πρόβλεψη της ευαισθησίας φαρμάκων σε μη παρατηρημένες κυτταρικές σειρές, μια Βαυεσιανή προσέγγιση MLT θεωρήθηκε ότι απέδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα [27].

Πέρα από την κατηγοριοποίηση των στόχων της μοντελοποίησης διαταραχών, καθήκοντα ανάλυσης μονοκυτταρικών δεδομένων, όπως η επαγωγή δικτύων γονιδιακής ρύθμισης (gene regulatory network inference, GRN), η ομαδοποίηση κυττάρων (cell clustering) και η πολυ-ομική ολοκλήρωση (multi-modal integration), μπορούν να είναι ιδιαίτερα ωφέλιμα όταν ενσωματώνονται σε ένα πλαίσιο MLT. Αυτά τα καθήκοντα προσδίδουν συμπληρωματικό βιολογικό πλαίσιο, το οποίο μπορεί να ενισχύσει την απόδοση και την ερμηνευσιμότητα της μοντελοποίησης διαταραχών.

Για παράδειγμα, το UnitedNet [33] έχει επιδείξει υψηλή απόδοση στην πρόβλεψη μεταξύ διαφορετικών τροπικοτήτων (cross-modal prediction) και στην ταξινόμηση τύπων κυττάρων, αξιοποιώντας πολυ-ομικά δεδομένα μέσα σε μια αρχιτεκτονική MLT. Αντίστοιχα, το scPreGAN [34] ενσωματώνει την ταξινόμηση τύπων κυττάρων ως βοηθητική εργασία (auxiliary task) για τη βελτίωση της παραγωγής προφίλ μεταγραφωματικής μονοκυττάρων μετά από διαταραχή, υπογραμμίζοντας την αξία του συνδυασμού μονοκυτταρικών εργασιών με τους στόχους μοντελοποίησης διαταραχών.

Η ταυτόχρονη επίλυση πολλαπλών εργασιών μπορεί να είναι απαιτητική όταν αυτές λειτουργούν σε διαφορετικά επίπεδα λεπτομέρειας (granularity). Για παράδειγμα, η πρόβλεψη βιωσιμότητας κυττάρων ή ευαισθησίας σε φάρμακα βάσει τιμών IC50 θεωρείται εργασία σε επίπεδο πληθυσμού, ενώ η πρόβλεψη γονιδιακής έκφρασης μονοκυττάρων μετά από διαταραχή αφορά το κυτταρικό επίπεδο. Για την πρώτη περίπτωση, υπάρχουν διαθέσιμα σύνολα δεδομένων που περιλαμβάνουν πληροφορίες για τα προφίλ γονιδιακής έκφρασης κυτταρικών σειρών, μαζί με τα χημικά χαρακτηριστικά και τις αντίστοιχες τιμές IC50. Αντίθετα, στην πρόβλεψη αποκρίσεων μονοκυττάρων σε διαταραχές, ένα αντίστοιχο φαινοτυπικό χαρακτηριστικό σε επίπεδο πληθυσμού (όπως η IC50) από το ίδιο πείραμα συχνά δεν είναι άμεσα διαθέσιμο. Η ταυτόχρονη επίλυση αυτών των εργασιών θα απαιτούσε σύνδεση δεδομένων bulk και single-cell omics, λαμβάνοντας υπόψη τις τεχνικές διαφοροποίησεις μεταξύ των πειραματικών διαδικασιών συλλογής δεδομένων.

Από την άλλη πλευρά, η εργασία της πρόβλεψης αποκρίσεων διαταραχών σε επίπεδο πληθυσμού θα μπορούσε να ενσωματωθεί με άλλες εργασίες πληθυσμιακού επιπέδου, όπως η βιωσιμότητα κυττάρων, η ευαισθησία σε φάρμακα, η πρόβλεψη συνεργιών και η πρόβλεψη στόχων ή οδών. Δεδομένα που μπορούν να προσφέρουν τις απαραίτητες πληροφορίες για αυτήν την ανάλυση σε επίπεδο bulk, διασταυρώνοντας διαφορετικές κυτταρικές σειρές, περιλαμβάνουν: το LINCS L1000 [30], το οποίο περιέχει 689.831 μετρήσεις μικροσυστοιχιών από 170 διαφορετικές κυτταρικές σειρές που έχουν υποβληθεί σε αγωγή με 20.065 ενώσεις· τη βάση Genomics of Drug Sensitivity in Cancer (GDSC) [12], η οποία καταγράφει τα γονιδιωματικά προφίλ 639 ανθρώπινων καρκινικών κυτταρικών σειρών και τα δεδομένα απόκρισης τους σε 130 φάρμακα· και το μεγάλης κλίμακας ογκολογικό πείραμα της Merck & Co. [23], το οποίο περιλαμβάνει 23.062 δείγματα, όπου κάθε δείγμα αποτελείται από δύο ενώσεις και μία κυτταρική σειρά.

Αντί να αντιμετωπίζονται οι στόχοι της μοντελοποίησης διαταραχών ως ανεξάρτητες εργασίες, οι ίδιοι οι στόχοι μπορούν να διατυπωθούν εντός ενός πλαισίου MLT. Για παράδειγμα, ορίζοντας την πρόβλεψη της γονιδιακής έκφρασης για μια συγκεκριμένη

διαταραχή ως μία εργασία, η MLT χρησιμοποιείται έμμεσα από μοντέλα όπως τα scVIDR [14] και CODEX [27]. Τα μοντέλα αυτά εκτελούν την ίδια εργασία για πολλαπλές διαταραχές, χρησιμοποιώντας ένα ενιαίο μοντέλο και κωδικοποιώντας τη διαταραχή ως υπό συνθήκη σήμα (conditional signal).

Ένα ακόμη παράδειγμα υποδιαιρεσης ενός συγκεκριμένου στόχου διαταραχής αποτελεί το STAMP [6], ένα πολυεργασιακό μοντέλο που προβλέπει το διαφορικό αποτέλεσμα μιας διαταραχής σε σχέση με το προφίλ γονιδιακής έκφρασης ελέγχου. Για τον σκοπό αυτό, το μοντέλο ορίζει τρεις επιμέρους εργασίες: α) ποια γονίδια είναι διαφοροποιημένα, β) το μέγεθος της διαφοροποίησης της έκφρασης, και γ) την κατεύθυνση αυτής της διαφοροποίησης. Το μοντέλο εκπαιδεύεται ώστε να προβλέπει αυτές τις τρεις εργασίες ταυτόχρονα, επιτρέποντας μια πιο ολοκληρωμένη κατανόηση της επίδρασης της διαταραχής.

3 Σχετική βιβλιογραφία

Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί πολλές προσεγγίσεις για την αντιμετώπιση της εργασίας πρόβλεψης εκτός κατανομής (OOD). Για σύγκριση και αξιολόγηση επιλέξαμε τις παρακάτω αντιπροσωπευτικές μεθόδους: α) scGen [19], β) scVIDR [14], γ) scPreGAN [34] και δ) scButterfly [3].

3.1 scGen

Η αρχιτεκτονική του scGen βασίζεται σε ένα variational autoencoder (VAE) που μαθαίνει μια πιθανοτική λανθάνουσα αναπαράσταση των προφίλ γονιδιακής έκφρασης. Η επίδραση της διαταραχής μοντελοποιείται ως διάνυσμα δ , το οποίο υπολογίζεται ως ο μέσος των διαφορών μεταξύ των λανθάντων διανυσμάτων των διαταραχμένων και των control προφίλ. Στη συνέχεια, για έναν μη παρατηρημένο τύπο κυττάρου, το λανθάνον διάνυσμα του διαταραχμένου προφίλ \hat{z} προκύπτει προσθέτοντας το διάνυσμα διαταραχής δ στο λανθάνον διάνυσμα του control z με τη σχέση $\hat{z} = z + \delta$. Τέλος, το διαταραχμένο προφίλ γονιδιακής έκφρασης λαμβάνεται αποκωδικοποιώντας το \hat{z} μέσω του decoder του VAE. Αυτή η μέθοδος επιτρέπει τη δημιουργία νέων διαταραχμένων προφίλ μέσω πράξεων στον λανθάνοντα χώρο.

3.2 scVIDR

Μια σημαντική περιοριστική παράμετρος του scGen είναι η έλλειψη ρητής μοντελοποίησης ανά τύπο κυττάρου, κάτι που μπορεί να περιορίσει τη γενίκευση σε μη παρατηρημένους τύπους με διαφορετικές αποκρίσεις. Το scVIDR αντιμετωπίζει αυτό το ζήτημα με την ενσωμάτωση εκτίμησης διαταραχής προσαρμοσμένης στον τύπο κυττάρου (cell-type-aware). Αντί για ένα ενιαίο παγκόσμιο διάνυσμα διαταραχής δ που υπολογίζεται μόνο από τις ετικέτες συνθήκης, το scVIDR προσαρμόζει ένα γραμμικό μοντέλο που αποτυπώνει τον τρόπο με τον οποίο τα διανύσματα διαταραχής ποικίλουν ανά τύπο κυττάρου.

Για κάθε εκπαιδευτικό τύπο κυττάρου i , ορίζεται το διάνυσμα διαταραχής $\delta_i = \hat{z}_i - z_i$, όπου z_i και \hat{z}_i είναι οι μέσες λανθάνουσες αναπαραστάσεις των control και perturbed κυττάρων αντίστοιχα. Έπειτα εκπαιδεύεται ένα γραμμικό μοντέλο ώστε να προβλέπει $\hat{\delta}_i$ από το z_i , δηλαδή $\hat{\delta}_i = f(z_i)$.

Μόλις εκπαιδευτεί, το μοντέλο αυτό μπορεί να προβλέψει το διάνυσμα διαταραχής δ_A για έναν μη παρατηρημένο τύπο κυττάρου A , χρησιμοποιώντας μόνο τη λανθάνουσα

αναπαράσταση της control κατάστασης z_A , δηλαδή $\hat{\delta}_A = f(z_A)$. Αυτή η ευαισθητοποίηση ανά τύπο κυττάρου βελτιώνει τη γενίκευση επιτρέποντας στο μοντέλο να προσαρμόζει την απόκριση διαταραχής σύμφωνα με το πλαίσιο control κάθε τύπου.

Το scVIDR μπορεί επίσης να προβλέψει προφίλ έκφρασης για πολλαπλές δοσολογίες· σε αυτή την περίπτωση, το γραμμικό μοντέλο προσαρμόζεται μεταξύ των δοσολογιών χαμηλού και υψηλού επιπέδου και οι ενδιάμεσες δοσολογίες προκύπτουν με λογαριθμική γραμμική παρεμβολή στο $\hat{\delta}_c$.

Όσον αφορά την ερμηνευσιμότητα, το bottleneck του μη-γραμμικού χάρτη από τον λανθάνοντα χώρο στο χώρο γονιδιακής έκφρασης αντικαθίσταται από έναν γραμμικό, χρησιμοποιώντας σπάνια γραμμική παλινδρόμηση. Αυτό προσεγγίζεται από έναν πίνακα βαρών \hat{W}_{VAE} διαστάσεων $M \times G$, όπου M ο αριθμός των λανθανόντων μεταβλητών και G ο αριθμός των γονιδίων. Ο πίνακας αυτός χρησιμοποιείται για να εκτιμηθεί η συνεισφορά των λανθανόντων μεταβλητών στο προφίλ μέσω της σχέσης:

$$\text{gene score} = \hat{\delta}_c^T \hat{W}_{VAE}$$

Μια μεγαλύτερη τιμή gene score υποδηλώνει μεγαλύτερη μεταβολή στην έκφραση του γονιδίου όταν αυξάνει η δοσολογία.

3.3 scPreGAN

Το scPreGAN ενσωματώνει έναν autoencoder με ένα πλαίσιο generative adversarial network (GAN) για την πρόβλεψη μονοκυτταρικών δεδομένων υπό διαταραχές. Η αρχιτεκτονική αποτελείται από έναν κοινό encoder και δύο generators, ένα για κάθε συνθήκη (control και perturbed). Για την ευθυγράμμιση των παραγόμενων κατανομών με τα πραγματικά δεδομένα, το μοντέλο χρησιμοποιεί δύο discriminators, καθένας συνδεδεμένος με την αντίστοιχη συνθήκη.

Ο κοινός encoder μαθαίνει μια λανθάνουσα αναπαράσταση ανεπηρέαστη από τη διαταραχή, που αποτυπώνει βιολογικά χαρακτηριστικά υψηλού επιπέδου κοινά και στις δύο καταστάσεις. Οι generators ενσωματώνουν στη συνέχεια τα συνθηκο-ειδικά εφέ διαταραχής για την ανακατασκευή των προφίλ γονιδιακής έκφρασης από τον λανθάνοντα χώρο. Οι discriminators εκπαιδεύονται να διακρίνουν πραγματικά από παραγόμενα δείγματα, ενώ οι generators βελτιστοποιούνται αντιπαραθετικά ώστε να παράγουν ρεαλιστικές ανακατασκευές που παραπλανούν τους discriminators.

3.4 scButterfly

Το scButterfly είναι ένα γενετικό αντιπαραθετικό μοντέλο (generative adversarial model) που βασίζεται σε μια διπλά ευθυγραμμισμένη (dual-aligned) αρχιτεκτονική VAE, σχεδιασμένο για cross-modal μετάφραση σε μονοκυτταρικά δεδομένα. Το μοντέλο έχει επιδείξει καλές επιδόσεις στην μετάφραση μεταξύ μεταγραφωματικών προφίλ και προφίλ προσβασιμότητας χρωματίνης, καθώς και μεταξύ μεταγραφωματικών και πρωτεωμικών δεδομένων.

Η αρχιτεκτονική του αποτελείται από δύο VAEs, το καθένα προεκπαιδευμένο σε μια συγκεκριμένη modality, και έναν translator που ευθυγραμμίζει τους λανθάνοντες χώρους των δύο encoders. Ο translator αποτελείται από δύο νευρωνικά δίκτυα, ένα ανά modality, το καθένα μοντελοποιεί μια Gaussian κατανομή στον λανθάνοντα χώρο. Αυτά τα δίκτυα λαμβάνουν ως είσοδο τη λανθάνουσα αναπαράσταση του encoder, δείγμα από την εκτιμημένη κατανομή και προωθούν το δείγμα στον decoder της άλλης modality, επιτρέποντας cross-modal παραγωγή.

Μετά την προεκπαίδευση των VAE, ο translator εκπαιδεύεται ώστε να ευθυγραμμίσει τους λανθάνοντες χώρους έτσι ώστε να επιτευχθεί βιολογικά ουσιώδης μετάφραση μεταξύ των μορφών.

Αν και το scButterfly δεν έχει σχεδιαστεί πρωτίστως για μοντελοποίηση διαταραχών, η μελέτη έδειξε την προοπτική του όταν τα control και perturbed προφίλ αντιμετωπίζονται ως δύο διαφορετικές modalities. Ένας περιορισμός του είναι ο στενός χώρος αξιολόγησης, καθώς έχει δοκιμαστεί κυρίως στην περίπτωση ανθρώπινων peripheral blood mononuclear cells (PBMCs) διεγειρόμενων με IFN-β [14].

4 Περιγραφή του αλγορίθμου

Βάσει της προηγούμενης ανάλυσης σχετικά με την ενσωμάτωση των στόχων της μοντελοποίησης διαταραχών, δόθηκε έμφαση στη μονοκυτταρική περίπτωση χρήσης, καθώς αυτή έχει διερευνηθεί εκτενώς στη βιβλιογραφία λόγω των πρόσφατων εξελίξεων της μονοκυτταρικής τεχνολογίας.

Για να διευκολυνθεί μια προσέγγιση μάθησης πολλαπλών εργασιών, ορίζουμε ως εργασία την πρόβλεψη του διαταραγμένου προφίλ γονιδιακής έκφρασης ενός μονοκυττάρου σε ένα κρατημένο (held-out) πλαίσιο, έχοντας ως εισόδους το προφίλ control και τον τύπο της διαταραχής. Το μοντέλο μαθαίνει τις επιδράσεις των διαταραχών από τα υπόλοιπα (βλέπομενα) πλαίσια και γενικεύει αυτή τη γνώση σε μη παρατηρημένα.

Αυτή η ρύθμιση επιτρέπει την αξιολόγηση της ικανότητας του μοντέλου να εξάγει (extrapolate) γνωστές επιδράσεις διαταραχών σε νέους βιολογικούς ή πειραματικούς τομείς και αντιπροσωπεύει τον κύριο στόχο της μοντελοποίησης διαταραχών, δηλαδή την πρόβλεψη εκτός κατανομής (OOD). Ένα τυπικό σύνολο δεδομένων για αυτό το έργο αποτελείται από προφίλ μεταγραφωμάτων μονοκυττάρων (single-cell RNA sequencing (scRNA-seq)) από πολλαπλά βιολογικά πλαίσια, όπως διαφορετικοί τύποι κυττάρων, είδη διαταραχών, δοσολογίες, μελέτες ή είδη οργανισμών, υπό συνθήκες ελέγχου και διαταραχής.

Παρόμοια με τη μελέτη drug–protein των [1], όπου η πρόβλεψη της συγγένειας δέσμευσης μεταξύ ενός φαρμάκου και μιας πρωτεΐνης αντιστοιχεί σε ξεχωριστή εργασία για κάθε πρωτεΐνη, εδώ αντιμετωπίζουμε κάθε διαταραχή ως διακριτή εργασία.

Στην προσέγγισή μας, στοχεύουμε να αποσυνδέσουμε την επίδραση της διαταραχής (perturbation effect) μέσω της κατασκευής ενός λανθάνοντος χώρου απαλλαγμένου από τη διαταραχή (perturbation-free latent space), ενώ ταυτόχρονα μοντελοποιούμε ρητά την απόκριση στη διαταραχή μέσω ενός σήματος προσαρμογής (conditioning signal), το οποίο αντιπροσωπεύει τον τύπο της διαταραχής.

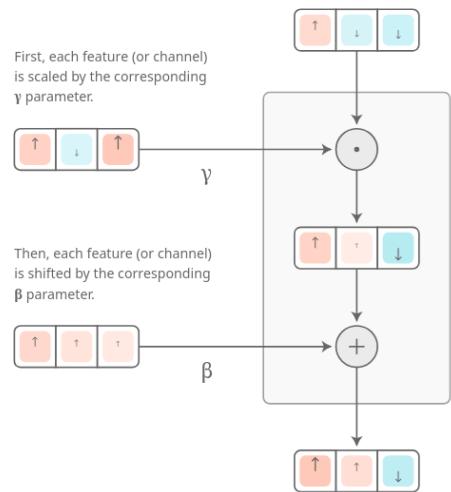
Η διαταραχή αναπαρίσταται ως διάνυσμα one-hot κωδικοποίησης, όπου, για ένα σύνολο δεδομένων με N διαταραχές, το διάνυσμα προσαρμογής έχει μήκος $N + 1$, με μια επιπλέον θέση που αντιπροσωπεύει τη συνθήκη ελέγχου (control condition).

Όσον αφορά τον τρόπο προσαρμογής (conditioning) της εργασίας, όπως αναφέρθηκε στην ???: ??, εξετάσαμε την εφαρμογή υπό-συνθήκη αφινικών μετασχηματισμών, έναν συνδυασμό πολλαπλασιαστικής και προσθετικής προσαρμογής που μετατοπίζει και κλιμακώνει στοιχείο προς στοιχείο την είσοδο. Αυτή η μέθοδος είναι αποδοτική ως προς την κλιμάκωση και τον αριθμό παραμέτρων σε σχέση με αρχιτεκτονικές πολλαπλών κεφαλών (multi-head), όπου κάθε εργασία έχει το δικό της δίκτυο για την παραγωγή εξόδου. Η προσέγγιση αυτή ονομάζεται FiLM (Feature-wise Linear Modulation) [5, 24]:

$$\text{FiLM}(x) = \gamma(z) \odot x + \beta(z)$$

όπου τα γ και β είναι παραμετροποιήσμες παράμετροι που παράγονται από τον FiLM generator, ο οποίος δέχεται ως είσοδο μια

In a fully-connected network,
FiLM applies a different affine
transformation to each feature.



αναπαράσταση συνθήκης z , και x είναι η είσοδος προς μετασχηματισμό. Ένα επίπεδο

FiLM εφαρμόζει τον παραπάνω μετασχηματισμό στην είσοδο ενός επιπέδου, με τις παραμέτρους γ και β να μπορούν να παραχθούν είτε από κοινό generator είτε από generator ειδικό για κάθε επίπεδο. Το αποτέλεσμα προωθείται στα υπόλοιπα μέρη του δικτύου.

Η βασική αρχιτεκτονική μας βασίζεται σε έναν autoencoder, ενώ το σήμα προσαρμογής ενσωματώνεται μέσω FiLM layers στον decoder (αναφερόμενο ως MTAe). Οι παράμετροι διαμόρφωσης γ και β μαθαίνονται ανεξάρτητα για κάθε σημείο συγχώνευσης με ένα αφιερωμένο FiLM generator.

Κατά την εκπαίδευση, το μοντέλο μαθαίνει να ανακατασκευάζει τα διαταραγμένα προφίλ γονιδιακής έκφρασης από τα control προφίλ, ενώ οι FiLM layers τροποποιούν τα κρυφά επίπεδα του decoder με βάση τον τύπο διαταραχής.

Η απώλεια που χρησιμοποιείται είναι η απώλεια ανακατασκευής (reconstruction loss) του autoencoder, δηλαδή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ της εισόδου και της εξόδου του decoder:

$$\mathcal{L}_{\text{recon}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_i - \hat{x}_i\|^2$$

όπου x_i και \hat{x}_i είναι αντίστοιχα το αρχικό και το ανακατασκευασμένο προφίλ γονιδιακής έκφρασης, και N ο αριθμός των δειγμάτων.

Έχουμε εξερευνήσει αρκετές παραλλαγές αυτής της προσέγγισης, όλες οι οποίες διατηρούν την αρχιτεκτονική του decoder και ενσωματώνουν conditioning βάσει FiLM σε όλα τα κρυφά επίπεδα του decoder. Οι παραλλαγές αυτές μπορούν να χωριστούν σε τρεις κύριες ομάδες: α) adversarial autoencoders, β) optimal transport και γ) Variational Autoencoders (VAEs).

4.1 Adversarial autoencoders (AeAdv)

Στις παραλλαγές μας με adversarial autoencoders εισάγουμε δομή στον λανθάνοντα χώρο μέσω μιας αντιπαραθετικής απώλειας (adversarial loss). Η αρχιτεκτονική επεκτείνει τον προαναφερθέντα autoencoder με FiLM layers προσθέτοντας έναν διακριτή (discriminator). Ο discriminator εκπαιδεύεται να διακρίνει μεταξύ των κωδικοποιημένων λανθανόντων διανυσμάτων και δειγμάτων από μια στοχευμένη κατανομή, ενώ ο encoder εκπαιδεύεται αντιπαραθετικά ώστε να τον "ξεγελάει". Αυτό ενθαρρύνει τον λανθάνοντα χώρο να προσεγγίζει την επιθυμητή στοχευμένη κατανομή.

Στην αρχιτεκτονική MTAeAdv στοχεύουμε στην ρητή διαμόρφωση ενός λανθάνοντα χώρου ανεπηρέαστου από τη διαταραχή (perturbation-free). Σε αυτή την περίπτωση, ο discriminator εκπαιδεύεται να διακρίνει μεταξύ λανθανόντων αναπαραστάσεων προφίλ ελέγχου και προφίλ διαταραχής, ενώ ο encoder προσπαθεί να τις καταστήσει αδιάκριτες, ενθαρρύνοντας έτσι τον λανθάνοντα χώρο να είναι αγνωστικός ως προς τη διαταραχή.

Αντίθετα, στην αρχιτεκτονική MTAeAdvG επιβάλλουμε μια Gaussian προτεραιότητα (prior) στον λανθάνοντα χώρο. Ο discriminator διακρίνει μεταξύ των λανθανόντων διανυσμάτων του encoder και δειγμάτων από μια πολύδιαινυσματική Gaussian κατανομή, ενώ ο encoder μαθαίνει να προσαρμόζει τη διανομή του ώστε να ταιριάζει με αυτήν.

Η συνολική απώλεια για τον adversarial autoencoder είναι ένας συνδυασμός της απώλειας ανακατασκευής και της αντιπαραθετικής απώλειας, οριζόμενης ως:

$$\mathcal{L}_{\text{Adv}} = (1 - \lambda)\mathcal{L}_{\text{recon}} + \lambda\mathcal{L}_{\text{adv}}$$

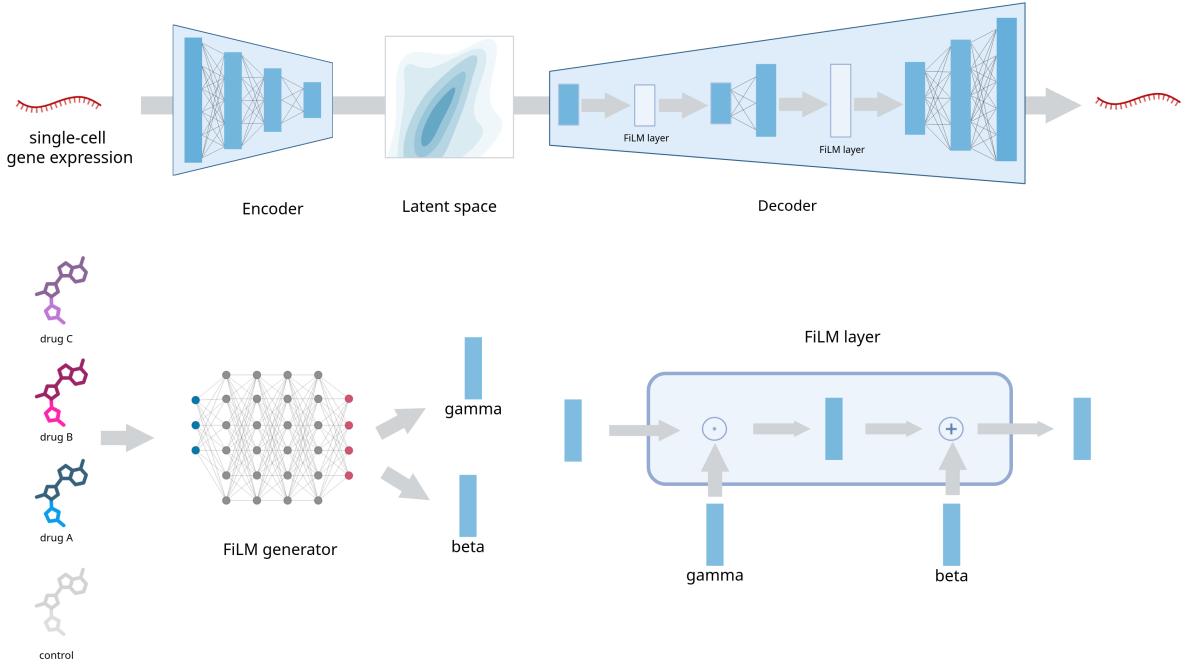


Figure 4: Εικονική απεικόνιση της αρχιτεκτονικής multi-task (δημιουργήθηκε στο <https://BioRender.com>). Ο encoder μοιράζεται μεταξύ όλων των εργασιών, ενώ ο decoder προσαρμόζεται από FiLM επίπεδα ειδικά για κάθε εργασία. Στο παράδειγμα αυτό ενσωματώνονται δύο FiLM επίπεδα στα δύο πρώτα κρυφά στρώματα του decoder. Ο FiLM generator λαμβάνει ως είσοδο μια αναπαράσταση προσαρμογής των διαταραχών (π.χ. one-hot κωδικοποίηση) και παράγει τις παραμέτρους διαμόρφωσης γ και β για τα FiLM επίπεδα.

όπου λ είναι ένας υπερπαράγοντας που ελέγχει την ισορροπία μεταξύ ανακατασκευής και αντιπαραθετικής απώλειας, και \mathcal{L}_{adv} μπορεί να οριστεί ως η δυαδική διασταυρούμενη εντροπία μεταξύ των προβλέψεων του discriminator και των αληθινών ετικετών (1 για πραγματικά δείγματα, 0 για παραγόμενα):

$$\mathcal{L}_{\text{adv}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(D(z_i)) + (1 - y_i) \log(1 - D(z_i))]$$

όπου $D(z_i)$ είναι η πρόβλεψη του discriminator για το i -οστό λανθάνον διάνυσμα z_i , και y_i η αληθινή ετικέτα (1 για control, 0 για perturbed).

4.2 Optimal transport (OT)

Μια άλλη ομάδα παραλλαγών ενσωματώνει την ιδέα του optimal transport για να αντιμετωπίσει την έλλειψη ζευγαρωμένων δειγμάτων σε μονοκυτταρικά δεδομένα. Εφόσον το ίδιο κύτταρο δεν μπορεί να προσδιοριστεί τόσο πριν όσο και μετά από μια διαταραχή, δεν υπάρχουν αληθινές αντιστοιχίσεις ένα-προς-ένα μεταξύ των συνθηκών ελέγχου και διαταραγής. Συνεπώς, η μοντελοποίηση πρέπει να βασιστεί στη σύγκριση κατανομών παρά σε μεμονωμένες αλλαγές σε επίπεδο κυττάρου.

Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος χρησιμοποιούμε optimal transport για να προσεγγίσουμε αντιστοιχίσεις μεταξύ κατανομών. Συγκεκριμένα, για ένα δοσμένο δείγμα από την κατανομή ελέγχου, ανατίθεται ένα αντίστοιχο δείγμα από την κατανομή διαταραγής βάσει του OT. Αυτή η ψευδο-ζευγαροποίηση επιτρέπει την επαναδιατύπωση του στόχου εκπαίδευσης: αντί να ανακατασκευάζεται η είσοδος (όπως σε έναν τυπικό autoencoder), το μοντέλο εκπαιδεύεται να χαρτογραφεί κύτταρα ελέγχου στις OT-αντιστοιχισμένες οντότητές τους στη διαταραγμένη κατανομή.

Η απώλεια ορίζεται ως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα μεταξύ εισόδου και εξόδου του decoder:

$$\mathcal{L}_{\text{OT}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_i - \hat{x}_i\|^2$$

όπου x_i είναι το προφίλ γονιδιακής έκφρασης εισόδου, \hat{x}_i το αντιστοιχισμένο (paired) διαταραγμένο προφίλ και N ο αριθμός των δειγμάτων.

Σε σχέση με τις προηγούμενες αρχιτεκτονικές, τα διαταραγμένα προφίλ γονιδιακής έκφρασης δεν χρησιμοποιούνται ως είσοδοι προς ανακατασκευή αλλά ως στοχευόμενη κατανομή που πρέπει να χαρτογραφηθεί δεδομένου του control προφίλ και του τύπου διαταραχής. Αυτή η προσέγγιση ονομάζεται MTAeOT. Επιπλέον, έχουμε δοκιμάσει την προεκπαίδευση του μοντέλου με την αρχιτεκτονική MTAe και κατόπιν fine-tune με την MTAeOT, μια στρατηγική που ονομάσαμε MTAePlusOT.

4.3 Variational Autoencoder (VAE)

Η τελευταία ομάδα παραλλαγών περιλαμβάνει την ενσωμάτωση στοιχείων VAE. Η αρχιτεκτονική βασίζεται στο προαναφερθέν πλαίσιο του autoencoder με FiLM layers και επιπλέον ενσωματώνει μια VAE-απώλεια για να κανονικοποιήσει τον λανθάνοντα χώρο. Η VAE-απώλεια ορίζεται ως το άθροισμα της απώλειας ανακατασκευής και της απόκλισης Kullback–Leibler (KL) μεταξύ της εκτιμημένης λανθάνουσας κατανομής και μιας τυπικής κανονικής προτεραιότητας:

$$\mathcal{L}_{\text{VAE}} = \mathbb{E}_{q_\phi(z|x)}[\log p_\theta(x|z)] - D_{\text{KL}}(q_\phi(z|x) \parallel p(z))$$

Εδώ, $q_\phi(z|x)$ είναι η προσέγγιση του posterior από τον encoder, $p_\theta(x|z)$ η πιθανότητα του decoder για την ανακατασκευή της εισόδου, και $p(z) \sim \mathcal{N}(0, I)$ η προτεραιότητα πάνω στις λανθάνουσες μεταβλητές. Το μοντέλο αυτό ονομάζεται MTVae, και όπως αναφέρθηκε στην περίπτωση του optimal transport, υπάρχουν επίσης οι παραλλαγές MTVaeOT και MTVaePlusOT.

5 Αξιολόγηση

Τα μοντέλα που περιγράφονται στην section 3: Σχετική βιβλιογραφία λειτουργούν ως baseline για την αξιολόγηση των αρχιτεκτονικών μάθησης πολλαπλών εργασιών στην εργασία πρόβλεψης εκτός κατανομής (OOD). Σε αντίθεση με τη δική μας πρόταση, αυτά τα baseline μοντέλα έχουν συνήθως σχεδιαστεί για να προβλέπουν τη διαταραγμένη γονιδιακή έκφραση για έναν μόνο, σταθερό τύπο διαταραχής και στερούνται της δυνατότητας να κάνουν conditioning σε μεταβολόμενους τύπους διαταραχών. Εξαίρεση αποτελεί το scVIDR, το οποίο μπορεί να λάβει υπόψη διαφορετικές δοσολογίες ενός φαρμάκου, επιτρέποντας σε ένα μόνο μοντέλο scVIDR να προβλέψει αποκρίσεις για πολλαπλές

διαταραχές (αναφερόμενο ως `vidrMult` για την dosage-aware έκδοση και `vidrSingle` για την single-perturbation έκδοση).

Ο στόχος μας είναι να διερευνήσουμε εάν η ρητή προϋποθέτηση (conditioning) στον τύπο διαταραχής, επιτρέποντας προβλέψεις για πολλαπλές διαταραχές, μέσα σε ένα πλαίσιο μάθησης πολλαπλών εργασιών, μπορεί να βελτιώσει την απόδοση στην εργασία OOD. Επεκτείνουμε την αξιολόγηση σε πολλαπλά βιολογικά πλαίσια, συμπεριλαμβανομένων τύπων κυττάρων και ειδών, για να εκτιμήσουμε την ανθεκτικότητα και τη γενίκευση της μεθόδου.

Χρησιμοποιήσαμε δύο κατηγορίες μετρικών αξιολόγησης για τη σύγκριση των προβλεπόμενων προφίλ γονιδιακής έκφρασης με τα πραγματικά διαταραχμένα: α) baseline μετρικές και β) μετρικές απόστασης. Οι baseline μετρικές περιλαμβάνουν τον αριθμό κοινών Differentially Expressed Genes (DEGs), τον τετραγωνισμένο συντελεστή Pearson R^2 για τα μέσα επίτεδα έκφρασης υπολογισμένα πάνω σε όλες τις Highly Variable Genes (HVGs), καθώς και το R^2 για τις κορυφαίες 100 HVGs. Ένα διαφοροποιημένο γονίδιο (DEG) ορίζεται ως γονίδιο του οποίου η κατανομή έκφρασης διαφέρει σημαντικά μεταξύ control και perturbed συνθηκών. Για τον εντοπισμό DEGs χρησιμοποιήσαμε το Scanpy [35], το οποίο εφαρμόζει στατιστικές δοκιμές για την κατάταξη των γονιδίων. Για την καταμέτρηση κοινών DEGs υπολογίζουμε τις κορυφαίες 100 κατατάξεις τόσο για το προβλεπόμενο όσο και για το πραγματικό προφίλ και παίρνουμε την τομή τους.

Οι μετρικές απόστασης καταγράφουν τόσο σημειακές όσο και κατανομητικές διαφορές μεταξύ προβλεπόμενων και πραγματικών προφίλ και περιλαμβάνουν: (α) Ευκλείδεια απόσταση, (β) E-distance, (γ) Wasserstein απόσταση, (δ) mean pairwise distance (MPD) και (ε) maximum mean discrepancy (MMD). Οι baseline μετρικές υπολογίστηκαν με το Scanpy, ενώ οι μετρικές απόστασης υπολογίστηκαν με τη βιβλιοθήκη Pertpy [9].

Για την αντιμετώπιση της τυχαιότητας και της διακύμανσης, επαναλάβαμε κάθε πείραμα τρεις φορές με διαφορετικούς τυχαίους σπόρους (1, 2 και 19193) και αναφέρουμε τη μέση απόδοση.

Για την παρουσίαση που ακολουθεί επιλέξαμε κάποιες από τις πιο υποσχόμενες multi-task αρχιτεκτονικές μας (MTAe, MTAeAdv, MTAeAdvG, MTVae) για οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων. Για πλήρη σύγκριση όλων των μοντέλων ανατρέξτε στο συμπληρωματικό υλικό section A: Πρόσθετη αξιολόγηση των αρχιτεκτονικών με μάθηση πολλαπλών εργασιών.

5.1 Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με μία μόνο διαταραχή

Αξιολογήσαμε τα μοντέλα σε ανθρώπινα PBMCs που διεγέρθηκαν με ιντερφερόνη βήτα (IFN- β) (Kang et al. [14]). Σε αυτό το σύνολο δεδομένων υπάρχει μόνο ένας τύπος διαταραχής και το conditioning σήμα στις multi-task αρχιτεκτονικές μας είναι ένα one-hot διάνυσμα με δύο θέσεις: μία για την κατάσταση ελέγχου και μία για την κατάσταση διαταραχής. Χρησιμοποιήσαμε τα προεπεξεργασμένα δεδομένα της μελέτης scGen [19], που περιλαμβάνουν 18.868 κύτταρα και τις 6.998 πιο μεταβλητές μεταγραφές.

Δοκιμάσαμε τα μοντέλα σε όλους τους διαθέσιμους τύπους κυττάρων, εκπαιδεύοντας ένα μοντέλο από την αρχή για κάθε περίπτωση χρήσης. Για την αξιολόγηση κρατήσαμε εκτός (held-out) το διαταραχμένο προφίλ γονιδιακής έκφρασης του υπό εξέταση τύπου κυττάρου και χρησιμοποιήσαμε τα υπόλοιπα για εκπαίδευση.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα κατά μέσο όρο σε όλους τους τύπους κυττάρων (βλ. table 1), παρατηρούμε ότι μία από τις multi-task παραλλαγές μας, η MTAe, πέτυχε τον υψηλότερο μέσο αριθμό DEGs (75) και παρουσίασε συγκρίσιμα R^2 σκορ με τα scVIDR και

scButterfly, τα οποία ήταν από τα καλύτερα μοντέλα. Οι μετρικές απόστασης δείχνουν ότι κάποια από τα τελευταία μοντέλα αποδίδουν καλύτερα από την MTAe όσον αφορά τη διατήρηση της παγκόσμιας δομής των διαταραγμένων προφίλ. Ωστόσο, οι MTAeAdv και MTVae ήταν σε γενικές γραμμές ισοδύναμες με τα κορυφαία μοντέλα σε πολλές μετρικές, ενώ οι παραλλαγές με optimal transport (MTAeOT, MTAePlusOT, MTVaeOT, MTVaePlusOT) απέδωσαν σημαντικά χειρότερα.

Στην fig. 5 επιλέξαμε το ISG15, ένα κλινικό δείκτη IFN-β, ως παράδειγμα για την απεικόνιση της κατανομής των προβλεπόμενων και αναμενόμενων προφίλ έκφρασης ανά τύπο κυττάρου. Κανένα από τα μοντέλα δεν αναπαρήγαγε πλήρως την αναμενόμενη κατανομή για αυτό το γονίδιο.

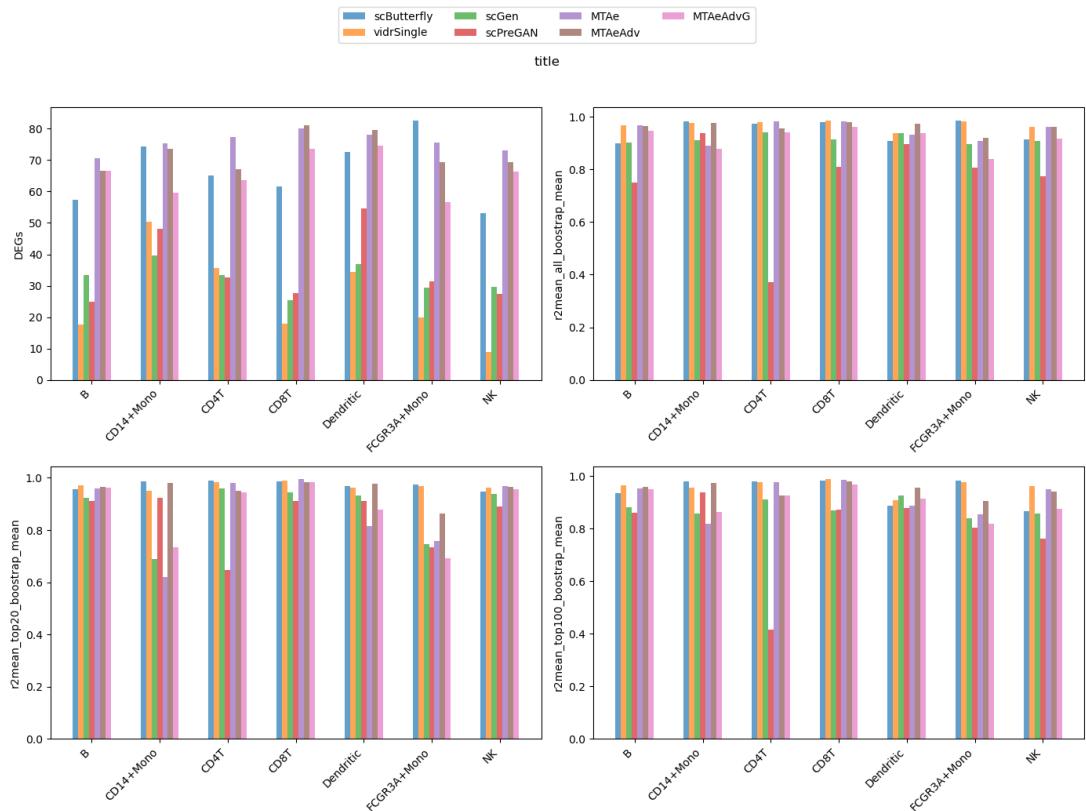


Figure 5: Βασικές μετρικές ανά τύπο κυττάρου (Kang et al. [14])

model	DEGs	R^2_{HVG}	R^2_{HVG20}	R^2_{HVG100}	Euc	Was	E-dist	MPD	MMD
MTAe	75.714	0.946	0.871	0.917	0.488	0.892	0.651	0.949	0.488
MTAeAdv	72.381	0.961	0.955	0.948	0.202	0.604	0.429	0.800	0.202
MTAeAdvG	65.905	0.917	0.878	0.901	0.504	0.828	0.681	0.909	0.504
MTAeOT	41.190	0.657	0.668	0.648	0.811	0.947	0.883	0.963	0.811
MTAePlusOT	37.190	0.670	0.674	0.657	0.810	0.951	0.880	0.966	0.810
MTVae	69.095	0.942	0.954	0.928	0.261	0.621	0.499	0.800	0.261
MTVaeOT	39.571	0.669	0.678	0.663	0.813	0.955	0.883	0.966	0.813
MTVaePlusOT	30.619	0.661	0.670	0.655	0.821	0.958	0.888	0.968	0.821
scButterfly	60.727	0.891	0.914	0.889	0.271	0.601	0.469	0.779	0.271
scGen	32.143	0.910	0.872	0.870	0.627	0.909	0.765	0.946	0.627
scPreGAN	35.750	0.771	0.857	0.799	0.499	0.690	0.682	0.851	0.499
vidrSingle	25.536	0.970	0.971	0.961	0.182	0.606	0.408	0.797	0.182

Table 1: Μέσοι όροι σε όλους τους τύπους κυττάρων (Kang et al. [14])

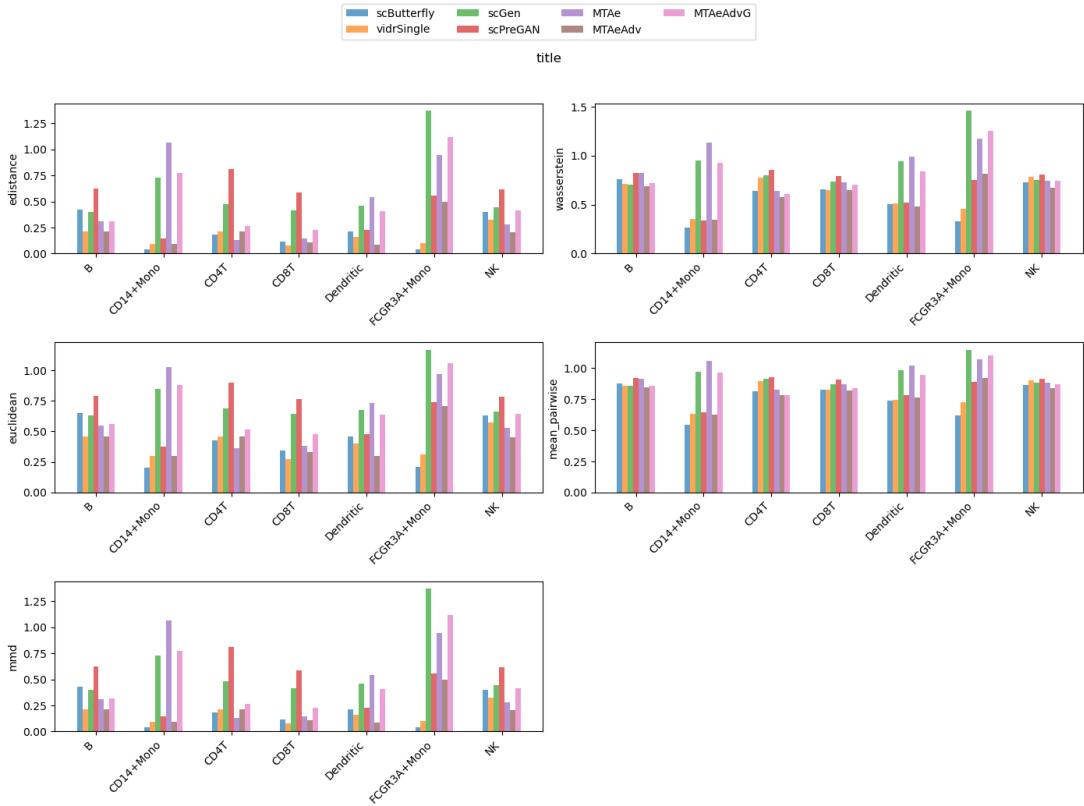


Figure 6: Μετρικές απόστασης ανά τύπο κυττάρου (Kang et al. [14])

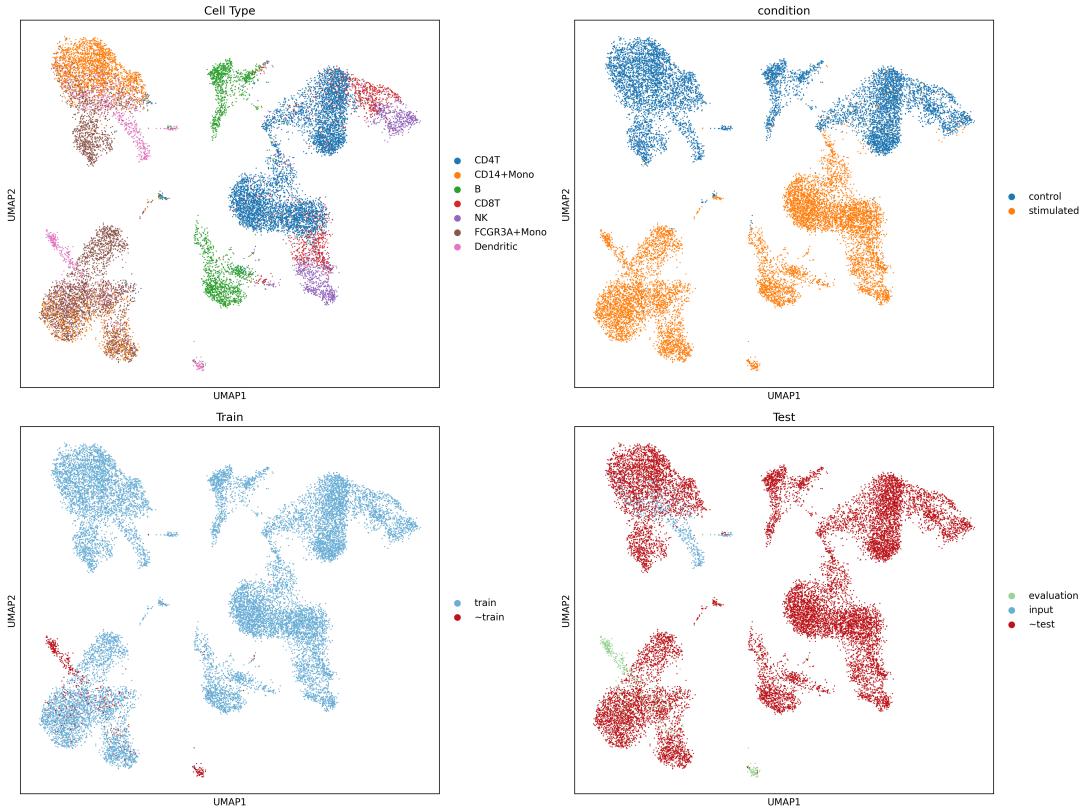


Figure 7: Απεικόνιση UMAP του διαχωρισμού των δεδομένων (Kang et al. [14])

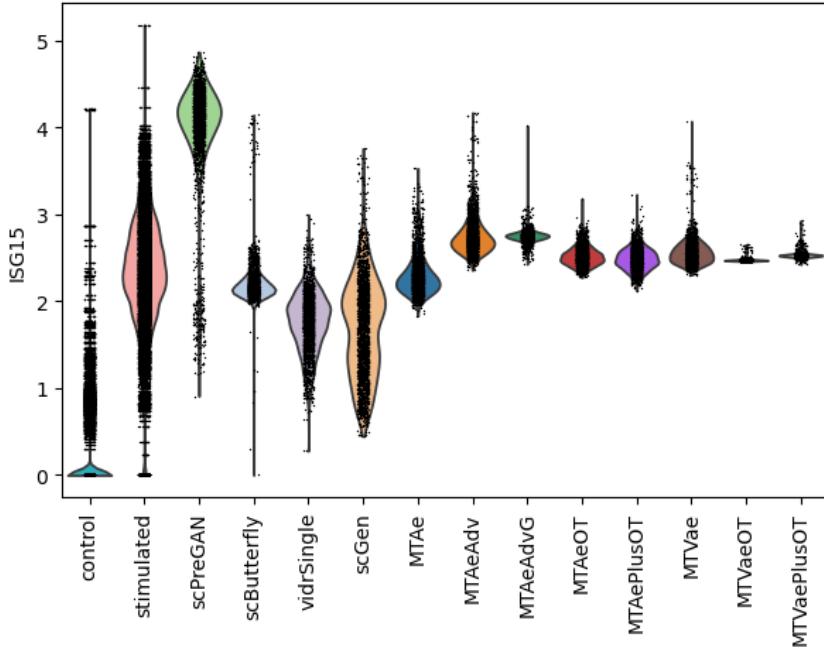


Figure 8: Διάγραμμα βιολιού των κατανομών έκφρασης του γονιδίου ISG15 (Kang et al. [14])

5.2 Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με πολλαπλές διαταραχές

Όπως αναφέρθηκε στην section 5.1: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με μία μόνο διαταραχή, οι multi-task αρχιτεκτονικές μας δεν μπόρεσαν να αξιοποιήσουν κοινή πληροφορία μεταξύ διαταραχών όταν στη διάθεση υπήρχε μόνο μία διαταραχή. Για μια πιο ρεαλιστική αξιολόγηση, δοκιμάσαμε τα μοντέλα στο σύνολο δεδομένων των Nault et al. [21, 22], που περιλαμβάνει έντεκα τύπους κυττάρων εκτεθειμένους σε οκτώ διαφορετικές δοσολογίες TCDD σε ποντίκια.

Το σύνολο δεδομένων προεπεξεργάστηκε με το Scanpy [35]: φιλτράραμε κύτταρα με λιγότερα από 500 συνολικά counts και λιγότερα από 720 εκφραζόμενα γονίδια, καθώς και γονίδια που εκφράζονται σε λιγότερα από 100 κύτταρα. Τα δεδομένα μετασχηματίστηκαν λογαριθμικά για πιο σταθερή εκπαίδευση και επιλέχθηκαν οι 5.000 πιο μεταβλητές μεταγραφές (HVG).

Κάθε επίπεδο δοσολογίας αντιμετωπίστηκε ως ξεχωριστή διαταραχή, με την κατάσταση ελέγχου ως βάση. Το conditioning σήμα για τις multi-task αρχιτεκτονικές είναι ένα one-hot διάνυσμα μήκους εννέα: ένα στοιχείο για κάθε από τις οκτώ δοσολογίες και ένα για την κατάσταση ελέγχου. Για την αξιολόγηση εκπαίδευσαμε ξεχωριστό μοντέλο ανά τύπο κυττάρου, κρατώντας εκτός τα διαταραγμένα προφίλ του τύπου αυτού για δοκιμή. Το ίδιο μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για προβλέψεις σε όλες τις δοσολογίες, εκμεταλλευόμενο την ικανότητα conditioning στην ταυτότητα της διαταραχής.

Αντίθετα, τα baseline μοντέλα που δεν υποστηρίζουν conditioning σε πολλαπλές διαταραχές απαιτούσαν την εκπαίδευση ξεχωριστού μοντέλου για κάθε δοσολογία. Εξαίρεση αποτελεί το scViDR, που σχεδιάστηκε για να χειρίζεται πολλαπλά επίπεδα δοσολογίας μέσα σε ένα ενιαίο μοντέλο.

Συνοψίζοντας τα αποτελέσματα κατά μέσο όρο σε όλους τους τύπους κυττάρων και δοσολογίες (βλ. table 2), όπως και στην περίπτωση της section 5.1: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με μία μόνο διαταραχή, το multi-task μοντέλο MTAe πέτυχε τον

υψηλότερο μέσο αριθμό DEGs (20). Το scGen εμφάνισε τα υψηλότερα R^2 σκορ αλλά με πολύ χαμηλό αριθμό DEGs, ενώ το scButterfly παρέμεινε ανταγωνιστικό σε όλες τις μετρικές. Οι παραλλαγές με optimal transport αποδείχθηκαν ικανές στις μετρικές απόστασης αλλά ασθενείς στις baseline μετρικές.

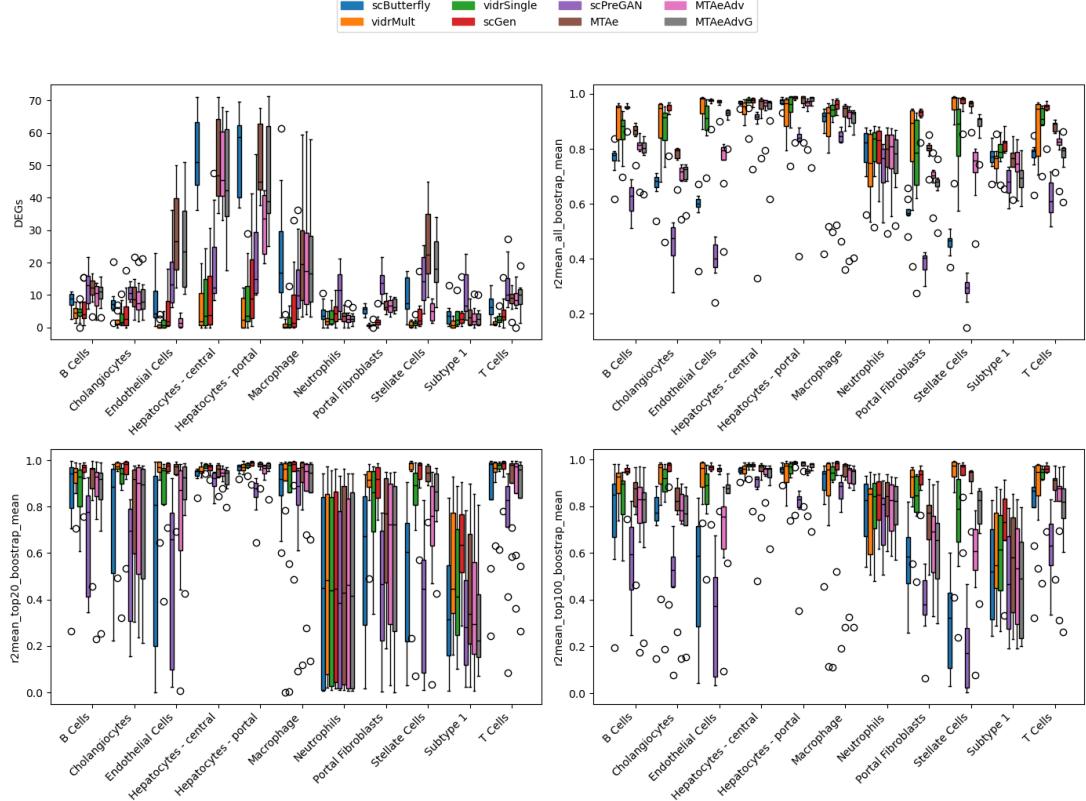


Figure 9: Βασικές μετρικές ανά τύπους κυττάρων (Nault et al. [21, 22])

model	DEGs	R^2_{HVG}	R^2_{HVG20}	R^2_{HVG100}	Euc	Was	E-dist	MPD	MMD
MTAe	20.341	0.862	0.792	0.833	1.386	1.217	1.116	1.050	1.386
MTAeAdv	13.716	0.792	0.725	0.743	1.128	1.091	1.011	1.017	1.128
MTAeAdvG	18.307	0.808	0.736	0.764	1.164	1.107	1.030	1.029	1.164
MTAeOT	8.652	0.608	0.642	0.590	0.925	1.006	0.951	0.998	0.925
MTAePlusOT	8.519	0.613	0.644	0.596	0.917	1.004	0.948	0.996	0.917
MTVae	18.981	0.808	0.724	0.753	1.124	1.100	1.005	1.016	1.124
MTVaeOT	8.163	0.614	0.642	0.593	0.929	1.009	0.952	0.998	0.929
MTVaePlusOT	8.701	0.615	0.645	0.597	0.919	1.006	0.948	0.997	0.919
scButterfly	16.818	0.740	0.694	0.696	0.984	1.014	0.944	0.990	0.984
scGen	6.288	0.915	0.863	0.897	2.408	1.229	1.387	1.041	2.408
scPreGAN	14.511	0.599	0.596	0.562	0.972	1.019	0.969	1.000	0.972
vidrMult	2.352	0.870	0.837	0.852	9.295	1.358	2.425	1.054	9.295
vidrSingle	3.795	0.855	0.797	0.824	1.431	1.174	1.118	1.025	1.431

Table 2: Nault et al. [21, 22]

5.3 Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών μεταξύ ειδών

Μέχρι τώρα ο κύριος άξονας μεταβλητήτας για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων ήταν η συνθήκη (control vs perturbed). Για να αξιολογήσουμε περαιτέρω την

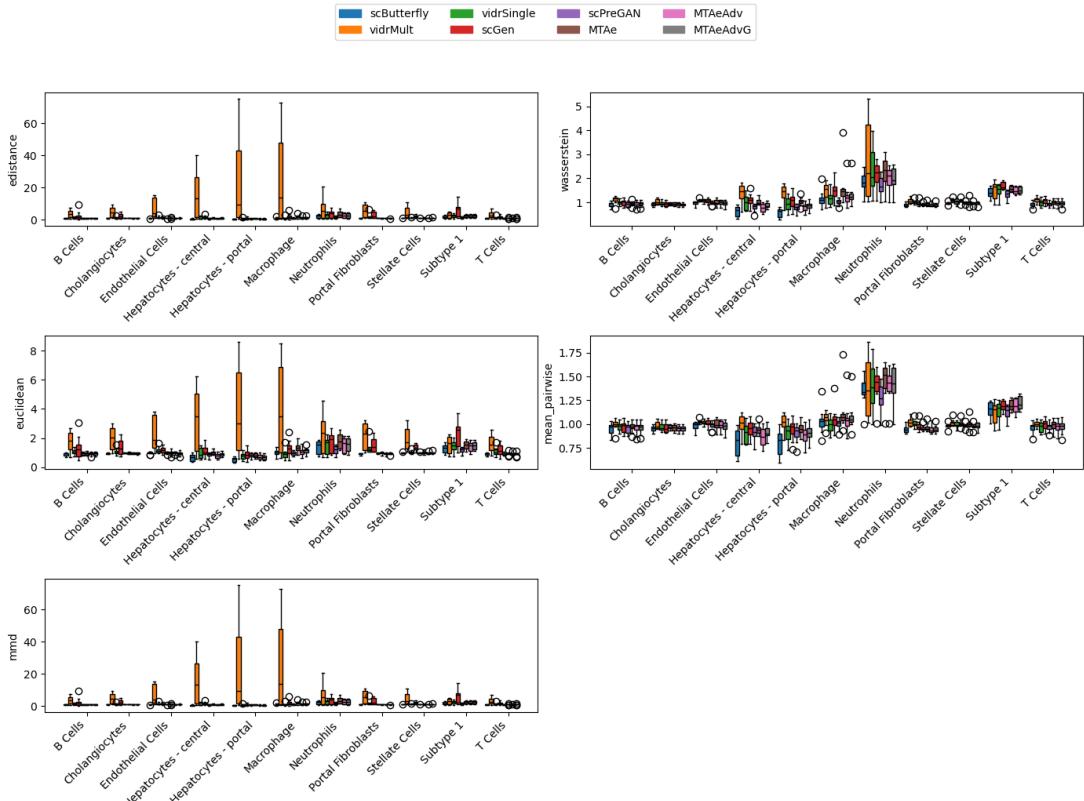


Figure 10: Μετρικές απόστασης ανά τύπο κυττάρου (Nault et al. [21, 22])

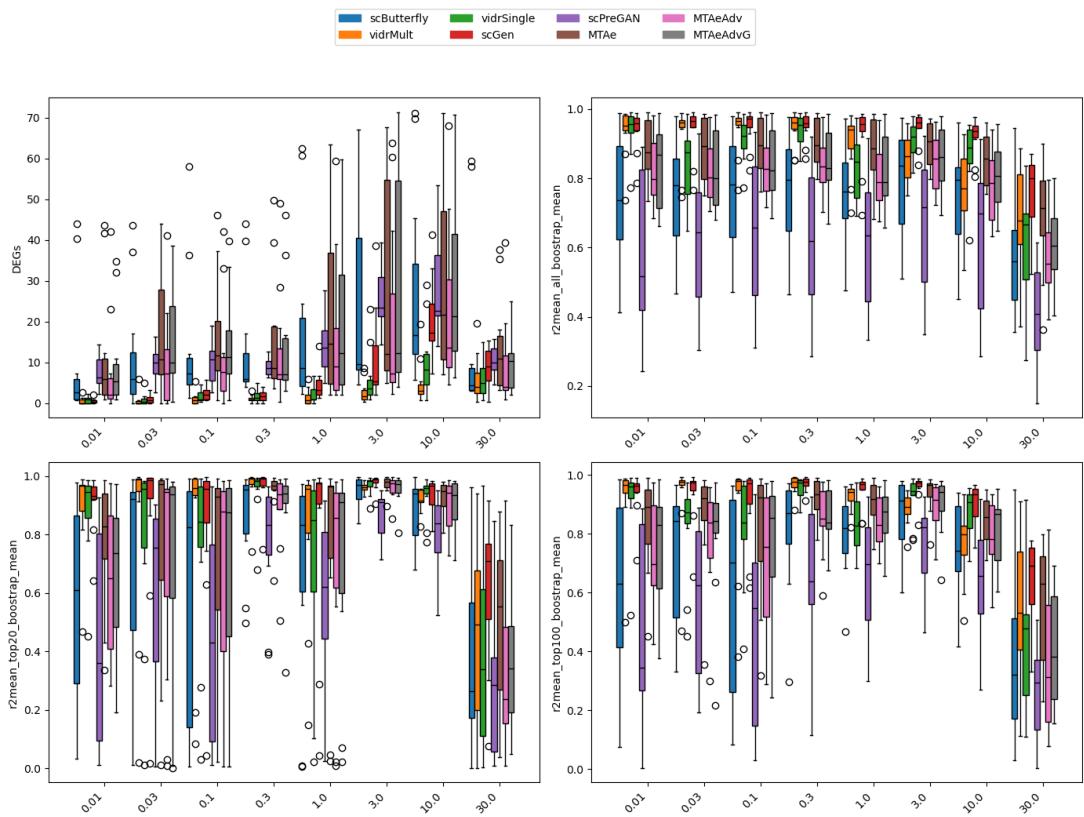


Figure 11: Βασικές μετρικές ανά δοσολογίες (Nault et al. [21, 22])

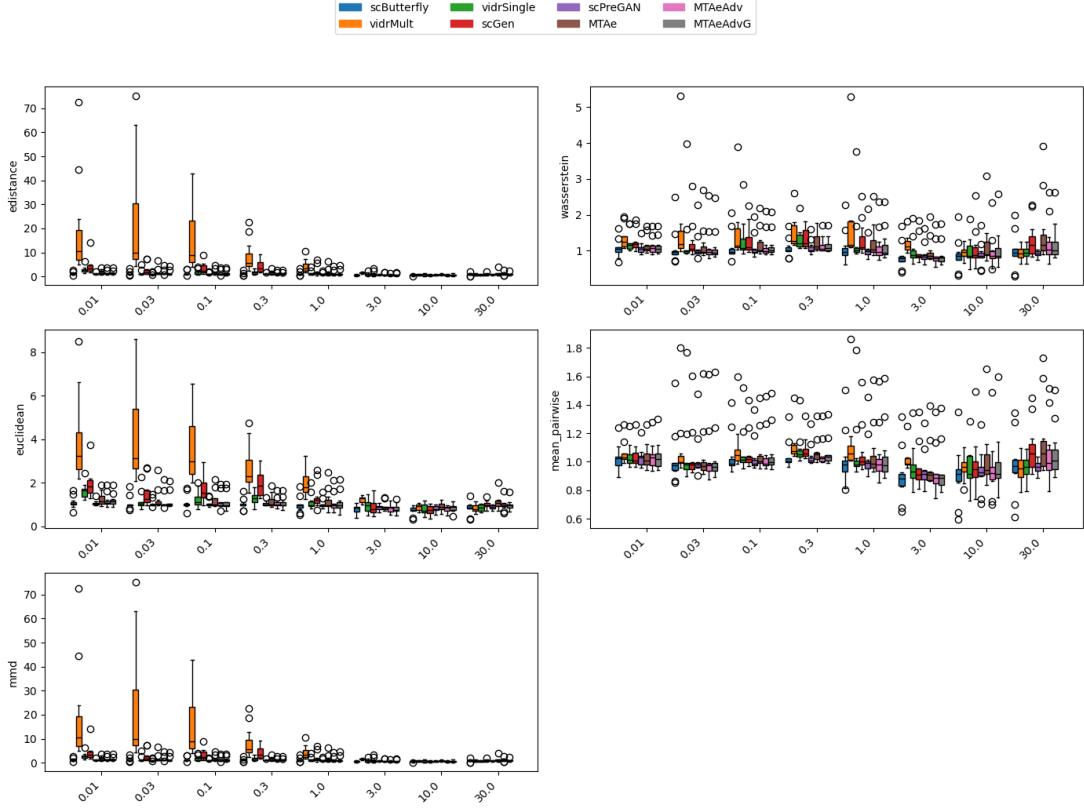


Figure 12: Μετρικές απόστασης ανά δοσολογίες (Nault et al. [21, 22])

ανθεκτικότητα και τη γενίκευση των multi-task αρχιτεκτονικών εισάγουμε έναν επιπλέον άξονα μεταβλητότητας: το είδος (species).

Παρόμοια με την προσέγγιση της μελέτης scGen, χρησιμοποιήσαμε το σύνολο δεδομένων των Hagai et al. [8], το οποίο περιλαμβάνει μονοκυτταρικά προφίλ φαγοκυττάρων μυελού των οστών από τέσσερα είδη (ποντίκι, αρουραίο, κουνέλι και χοίρο), όλα υπό διέγερση με λιποπολυσακχαρίδη (LPS) για έξι ώρες.

Το σύνολο δεδομένων λήφθηκε προεπεξεργασμένο από τη μελέτη scGen. Για την αξιολόγηση ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία όπως στην section 5.1: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με μία μόνο διαταραχή, αλλά αντί να κρατήσουμε εκτός τα διαταραγμένα προφίλ ενός τύπου κυττάρου, κρατήσαμε εκτός τα διαταραγμένα προφίλ ενός είδους.

Συνοψίζοντας τα αποτελέσματα κατά μέσο όρο για όλα τα είδη (βλ. table 3), η MTAe πέτυχε τον υψηλότερο μέσο αριθμό DEGs (16). Τα scGen και scVIDR πέτυχαν τα υψηλότερα R^2 σκορ, όπως και στην περίπτωση της section 5.1: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με μία μόνο διαταραχή, αλλά είχαν χαμηλή απόδοση στις μετρικές απόστασης. Η MTVae κατέγραψε την καλύτερη απόδοση στις μετρικές απόστασης και σχετικά υψηλό αριθμό DEGs (12.5), αλλά χαμηλά R^2 . Οι παραλλαγές με optimal transport τα πήγαν καλά στις μετρικές απόστασης αλλά ασθενώς στις baseline μετρικές, όπως και στο προηγούμενο σύνολο δεδομένων.

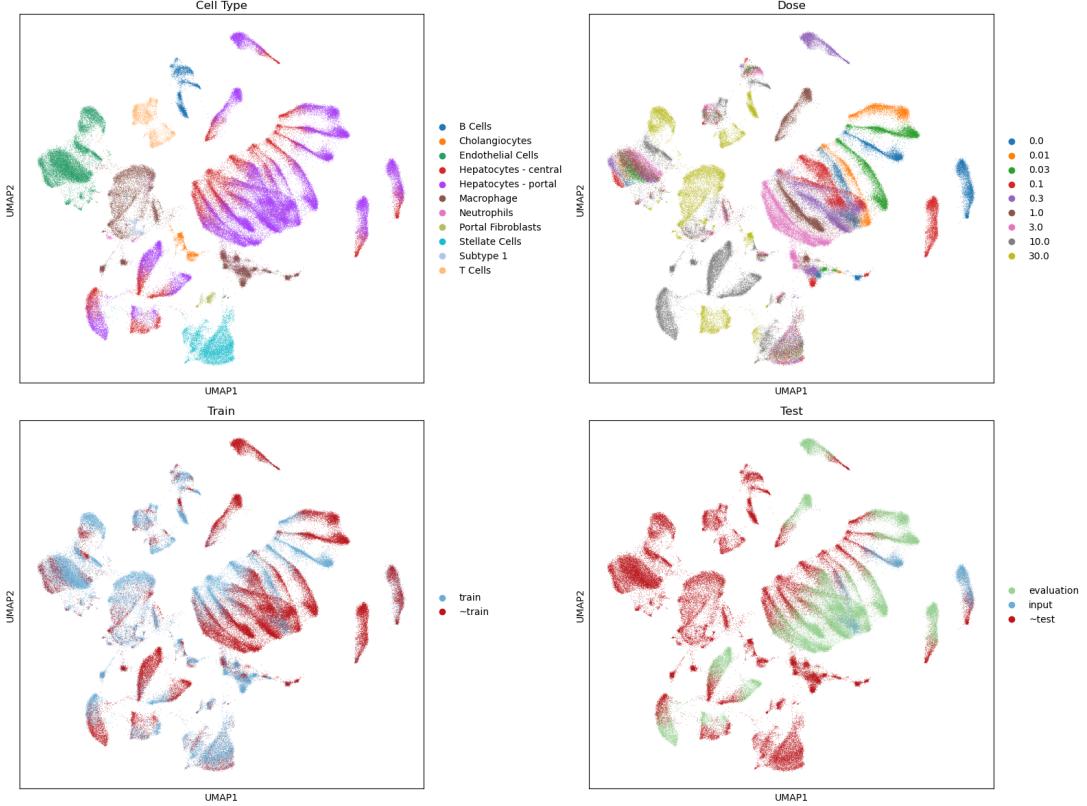


Figure 13: Απεικόνιση UMAP του διαχωρισμού των δεδομένων για όλες τις δοσολογίες (Nault et al. [21, 22])

model	DEGs	R^2_{HVG}	R^2_{HVG20}	R^2_{HVG100}	Euc	Was	E-dist	MPD	MMD
MTAe	16.083	0.740	0.559	0.481	0.930	1.008	0.962	0.995	0.930
MTAeAdv	11.250	0.579	0.465	0.365	0.865	0.919	0.929	0.957	0.865
MTAeAdvG	12.500	0.708	0.533	0.456	0.921	0.985	0.958	0.987	0.921
MTAeOT	7.500	0.483	0.432	0.304	0.899	0.932	0.948	0.966	0.899
MTAePlusOT	8.000	0.480	0.436	0.309	0.876	0.913	0.936	0.956	0.876
MTVae	12.500	0.652	0.498	0.413	0.840	0.903	0.916	0.951	0.840
MTVaeOT	7.417	0.479	0.423	0.302	0.895	0.929	0.946	0.964	0.895
MTVaePlusOT	7.833	0.473	0.431	0.301	0.883	0.919	0.940	0.959	0.883
scButterfly	10.750	0.574	0.389	0.346	0.899	0.942	0.948	0.971	0.899
scGen	7.583	0.826	0.705	0.658	2.014	1.576	1.367	1.165	2.014
scPreGAN	7.250	0.443	0.374	0.276	0.914	0.945	0.955	0.973	0.914
vidrSingle	12.917	0.878	0.711	0.701	3.386	1.905	1.769	1.225	3.386

Table 3: Hagel et al. [8]

6 Συμπεράσματα και μελλοντική εργασία

Στην παρούσα εργασία προτείναμε μια αρχιτεκτονική μάθησης πολλαπλών εργασιών για τη μοντελοποίηση διαταραχών σε μονοκυτταρικά δεδομένα (scRNA-seq), ικανή να κάνει conditioning στον τύπο της διαταραχής. Ο σχεδιασμός αυτός επιτρέπει στο μοντέλο να αξιοποιεί κοινή πληροφορία μεταξύ διαφορετικών διαταραχών, οδηγώντας σε βελτίωση της απόδοσης στην εργασία πρόβλεψης εκτός κατανομής (OOD). Συγκρίναμε τα μοντέλα μας με τρέχουσες, state-of-the-art μεθόδους, όπως τα scGen, scVIDR, scPreGAN και scButterfly.

Επιπλέον, επιβεβαιώσαμε την προοπτική του scButterfly για τη μοντελοποίηση διαταραχών στο dataset πολλαπλών δοσολογιών των Nault et al. [21, 22], επεκτείνοντας την

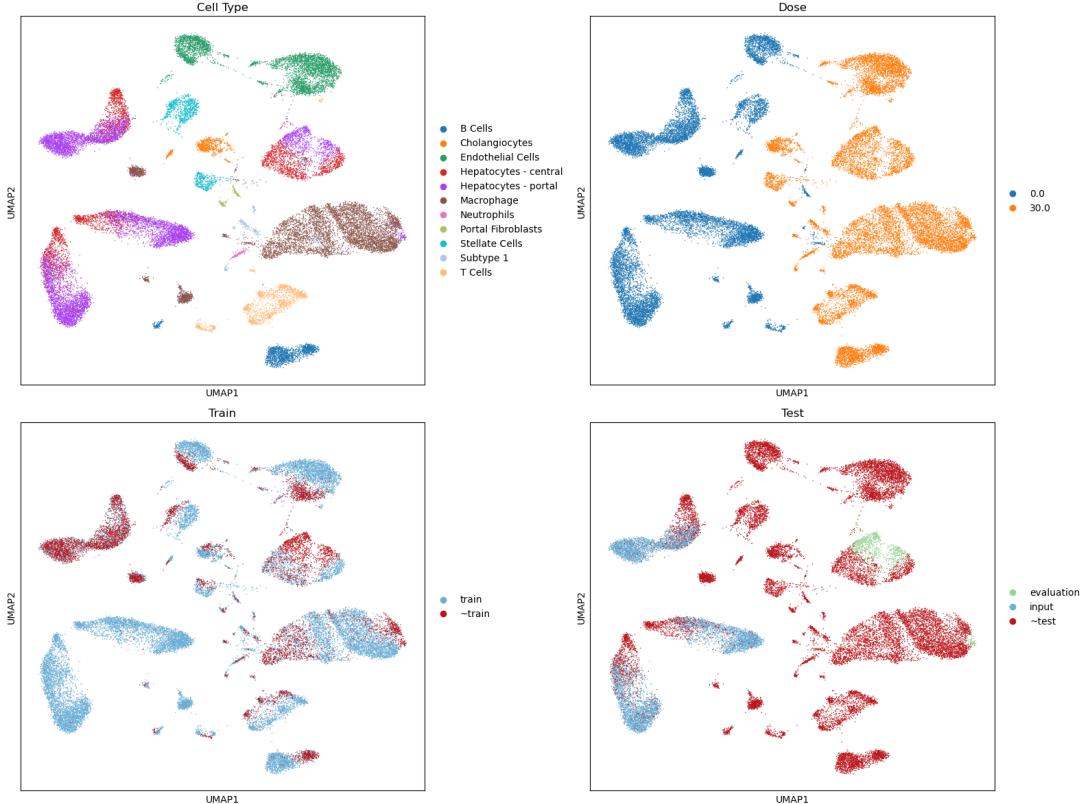


Figure 14: Απεικόνιση UMAP του διαχωρισμού των δεδομένων για τη δοσολογία $30\mu\text{g}/\text{kg}$ (Nault et al. [21, 22])

αξιολόγηση πέρα από το σύνολο δεδομένων των Kang et al. [14] που χρησιμοποιήθηκε στην αρχική μελέτη.

Το βασικό μας μοντέλο, MTAe, πέτυχε τον μεγαλύτερο αριθμό DEGs σε όλα τα πειράματα (section 5.1: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με μία μόνο διαταραχή, section 5.2: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών με πολλαπλές διαταραχές και section 5.3: Πρόβλεψη μονοκυτταρικών διαταραχών μεταξύ ειδών). Αν και κανένα μεμονωμένο μοντέλο δεν υπερέχει σταθερά σε όλες τις μετρικές, ένα σημαντικό πλεονέκτημα της multi-task προσέγγισης είναι η χαμηλότερη πολυπλοκότητα και η καλύτερη κλιμάκωση. Η μέθοδος απαιτεί την εκπαίδευση ενός μόνο μοντέλου ανά τύπο κυττάρου αντί για ένα μοντέλο ανά διαταραχή, όπως συμβαίνει στα baseline μοντέλα [1]. Αυτό καθιστά την προσέγγιση μας ιδιαίτερα συμφέρουσα για μεγάλα σύνολα δεδομένων με πολλές διαταραχές, μειώνοντας τόσο το υπολογιστικό κόστος όσο και τον χρόνο εκπαίδευσης. Μελλοντική εργασία θα μπορούσε να επικυρώσει περαιτέρω αυτή την αποδοτικότητα παραμέτρων εφαρμόζοντας την αρχιτεκτονική σε μεγαλύτερα και πιο ποικίλα σύνολα δεδομένων.

Μια περιορισμένη πτυχή της μεθόδου μας είναι ο εγγενώς transductive χαρακτήρας της όσον αφορά τις διαταραχές. Εφόσον το σήμα διαταραχής κωδικοποιείται ως one-hot, το μοντέλο δεν μπορεί να γενικεύσει σε μη παρατηρημένες διαταραχές. Μελλοντικές κατευθύνσεις θα πρέπει να εξετάσουν την ενσωμάτωση επαγωγικών (inductive) αναπαραστάσεων των διαταραχών στην αρχιτεκτονική μας, ώστε να επιτραπεί η εξωστρέφεια (extrapolation) σε νέα, μη παρατηρημένα perturbations.

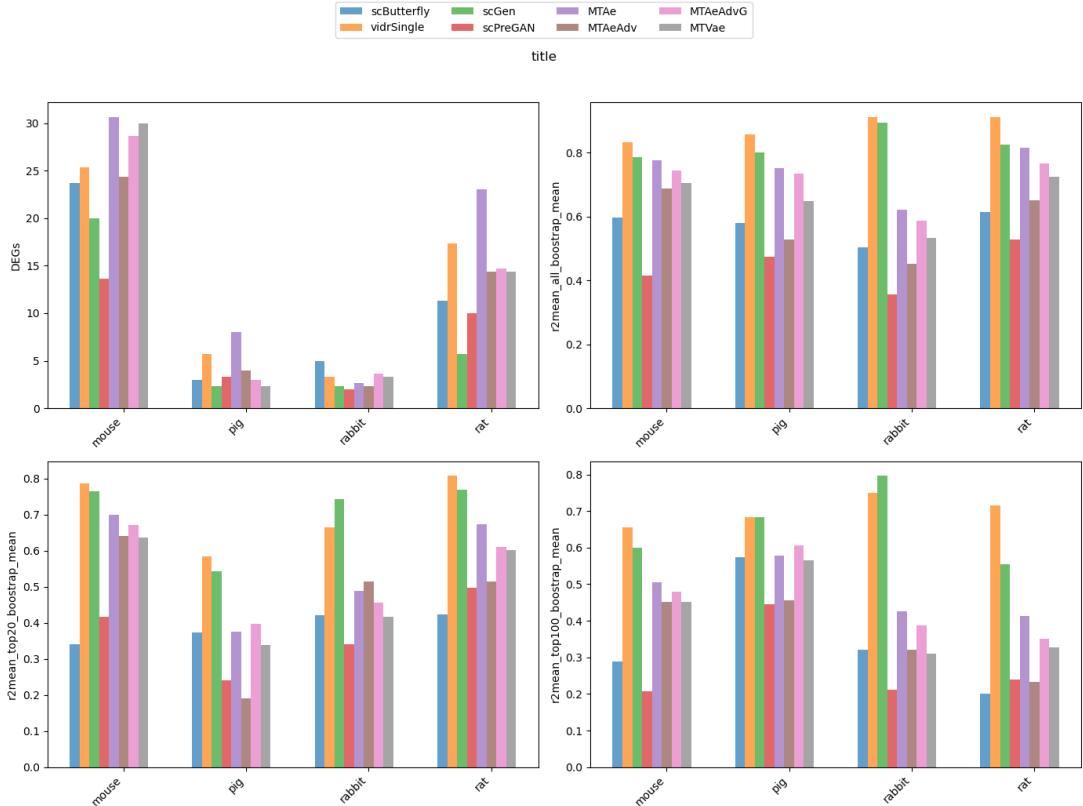


Figure 15: Βασικές μετρικές ανά είδος (Hagai et al. [8])

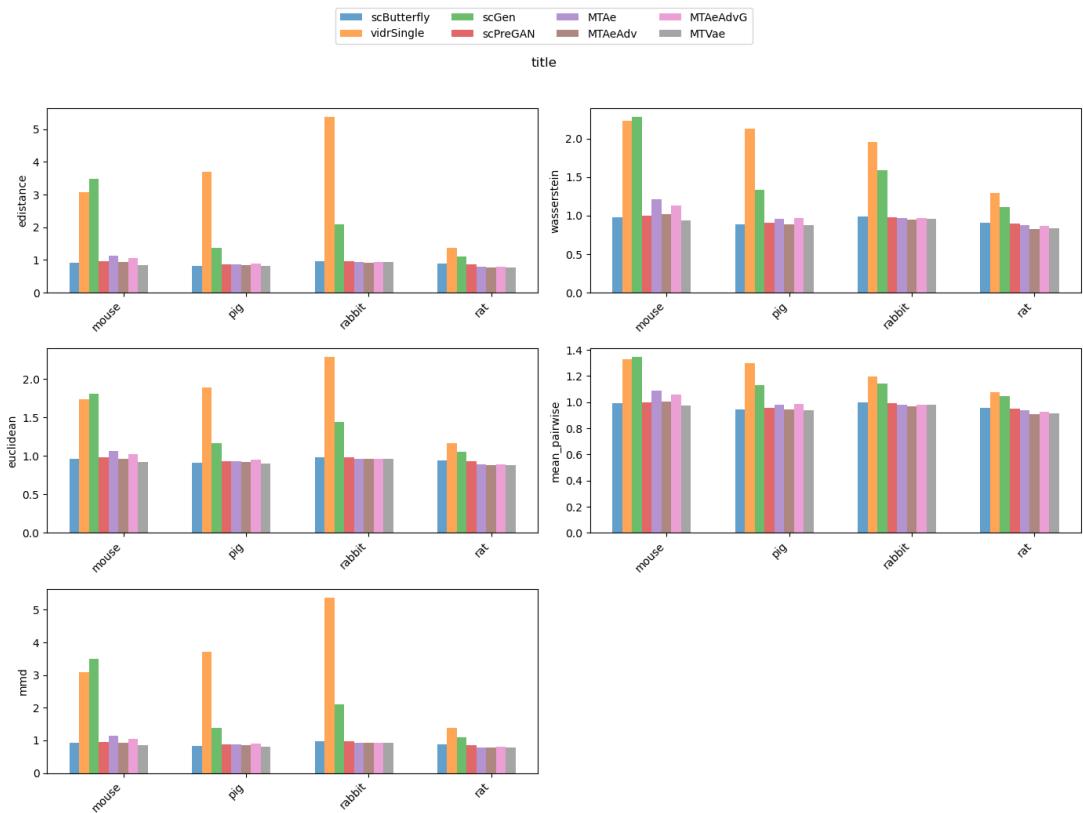


Figure 16: Μετρικές απόστασης ανά είδος (Hagai et al. [8])

7 Διαθεσιμότητα κώδικα

Ο κώδικας για τα μοντέλα και τα πειράματα είναι διαθέσιμος στο <https://github.com/thodkatz/thesis>.

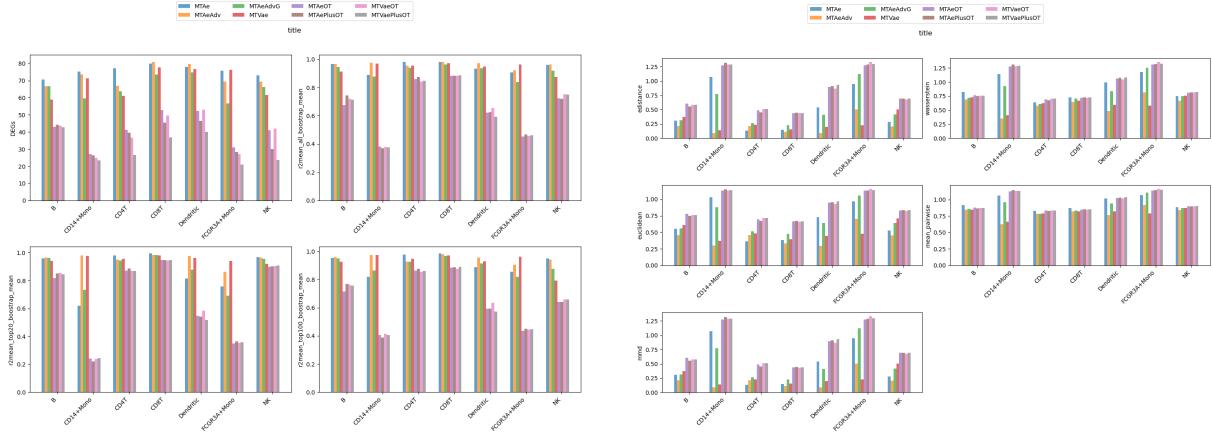
References

- [1] Stephan Allenspach, Jan A. Hiss, and Gisbert Schneider. Neural multi-task learning in drug design. 6(2):124–137.
- [2] Chester I Bliss. The toxicity of poisons applied jointly 1. *Annals of applied biology*, 26(3):585–615, 1939.
- [3] Yichuan Cao, Xiamiao Zhao, Songming Tang, Qun Jiang, Sijie Li, Siyu Li, and Shengquan Chen. scButterfly: A versatile single-cell cross-modality translation method via dual-aligned variational autoencoders. 15(1):2973.
- [4] James C Costello, Laura M Heiser, Elisabeth Georgii, Mehmet Gönen, Michael P Menden, Nicholas J Wang, Mukesh Bansal, Muhammad Ammad-Ud-Din, Petteri Hintsanen, Suleiman A Khan, et al. A community effort to assess and improve drug sensitivity prediction algorithms. *Nature biotechnology*, 32(12):1202–1212, 2014.
- [5] Vincent Dumoulin, Ethan Perez, Nathan Schucher, Florian Strub, Harm de Vries, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Feature-wise transformations. *Distill*, 2018. <https://distill.pub/2018/feature-wise-transformations>.
- [6] Yicheng Gao, Zhiting Wei, Kejing Dong, Jingya Yang, Guohui Chuai, and Qi Liu. Toward subtask decomposition-based learning and benchmarking for genetic perturbation outcome prediction and beyond.
- [7] George I. Gavriilidis, Vasileios Vasileiou, Aspasia Orfanou, Naveed Ishaque, and Fotis Psomopoulos. A mini-review on perturbation modelling across single-cell omic modalities. 23:1886–1896.
- [8] Tzachi Hagai, Xi Chen, Ricardo J Miragaia, Raghd Rostom, Tomás Gomes, Natalia Kunowska, Johan Henriksson, Jong-Eun Park, Valentina Proserpio, Giacomo Donati, et al. Gene expression variability across cells and species shapes innate immunity. *Nature*, 563(7730):197–202, 2018.
- [9] Lukas Heumos, Yuge Ji, Lilly May, Tessa Green, Xinyue Zhang, Xichen Wu, Johannes Ostner, Stefan Peidli, Antonia Schumacher, Karin Hrovatin, et al. Pertpy: an end-to-end framework for perturbation analysis. *bioRxiv*, pages 2024–08, 2024.
- [10] Lukas Heumos, Anna C Schaar, Christopher Lance, Anastasia Litinetskaya, Felix Drost, Luke Zappia, Malte D Lücken, Daniel C Strobl, Juan Henao, Fabiola Curion, et al. Best practices for single-cell analysis across modalities. *Nature Reviews Genetics*, 24(8):550–572, 2023.
- [11] Douglas R Hofstadter. Analogy as the core of cognition. *The analogical mind: Perspectives from cognitive science*, pages 499–538, 2001.
- [12] Francesco Iorio, Theo A Knijnenburg, Daniel J Vis, Graham R Bignell, Michael P Menden, Michael Schubert, Nanne Aben, Emanuel Gonçalves, Syd Barthorpe, Howard Lightfoot, et al. A landscape of pharmacogenomic interactions in cancer. *Cell*, 166(3):740–754, 2016.
- [13] Yuge Ji, Mohammad Lotfollahi, F. Alexander Wolf, and Fabian J. Theis. Machine learning for perturbational single-cell omics. *Cell Systems*, 12(6):522–537, June 2021.

- [14] Omar Kana, Rance Nault, David Filipovic, Daniel Marri, Tim Zacharewski, and Sudin Bhattacharya. Generative modeling of single-cell gene expression for dose-dependent chemical perturbations. *4*(8):100817.
- [15] Omar Kana, Rance Nault, David Filipovic, Daniel Marri, Tim Zacharewski, and Sudin Bhattacharya. Generative modeling of single-cell gene expression for dose-dependent chemical perturbations. *Patterns*, 4(8), 2023.
- [16] Hyun Min Kang, Meena Subramaniam, Sasha Targ, Michelle Nguyen, Lenka Maliskova, Elizabeth McCarthy, Eunice Wan, Simon Wong, Lauren Byrnes, Cristina M Lanata, et al. Multiplexed droplet single-cell rna-sequencing using natural genetic variation. *Nature biotechnology*, 36(1):89–94, 2018.
- [17] Min Li, Yake Wang, Ruiqing Zheng, Xinghua Shi, Yaohang Li, Fang-Xiang Wu, and Jianxin Wang. Deepdsc: a deep learning method to predict drug sensitivity of cancer cell lines. *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, 18(2):575–582, 2019.
- [18] S Loewe. The problem of synergism and antagonism of combined drugs. *Arzneimittelforschung*, 3(6):285–290, 1953.
- [19] Mohammad Lotfollahi, F. Alexander Wolf, and Fabian J. Theis. scGen predicts single-cell perturbation responses. *16*(8):715–721.
- [20] Harry L Morgan. The generation of a unique machine description for chemical structures—a technique developed at chemical abstracts service. *Journal of chemical documentation*, 5(2):107–113, 1965.
- [21] Rance Nault, Kelly A Fader, Sudin Bhattacharya, and Tim R Zacharewski. Single-nuclei rna sequencing assessment of the hepatic effects of 2, 3, 7, 8-tetrachlorodibenzo-p-dioxin. *Cellular and Molecular Gastroenterology and Hepatology*, 11(1):147–159, 2021.
- [22] Rance Nault, Satabdi Saha, Sudin Bhattacharya, Jack Dodson, Samiran Sinha, Tapabrata Maiti, and Tim Zacharewski. Benchmarking of a bayesian single cell rnaseq differential gene expression test for dose–response study designs. *Nucleic acids research*, 50(8):e48–e48, 2022.
- [23] Jennifer O’Neil, Yair Benita, Igor Feldman, Melissa Chenard, Brian Roberts, Yaping Liu, Jing Li, Astrid Kral, Serguei Lejnine, Andrey Loboda, et al. An unbiased oncology compound screen to identify novel combination strategies. *Molecular cancer therapeutics*, 15(6):1155–1162, 2016.
- [24] Ethan Perez, Florian Strub, Harm De Vries, Vincent Dumoulin, and Aaron Courville. Film: Visual reasoning with a general conditioning layer. In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, volume 32, 2018.
- [25] Kristina Preuer, Richard PI Lewis, Sepp Hochreiter, Andreas Bender, Krishna C Bulusu, and Günter Klambauer. Deepsynergy: predicting anti-cancer drug synergy with deep learning. *Bioinformatics*, 34(9):1538–1546, 2018.
- [26] Sebastian Ruder. An Overview of Multi-Task Learning in Deep Neural Networks.

- [27] Stefan Schrod, Helena U Zacharias, Tim Beißbarth, Anne-Christin Hauschild, and Michael Altenbuchinger. Codex: Counterfactual deep learning for the *in silico* exploration of cancer cell line perturbations. *Bioinformatics*, 40(Supplement_1):i91–i99, 2024.
- [28] Pir Masoom Shah, Huimin Zhu, Zhangli Lu, Kaili Wang, Jing Tang, and Min Li. Deepdtagen: a multitask deep learning framework for drug-target affinity prediction and target-aware drugs generation. *Nature Communications*, 16(1):1–15, 2025.
- [29] Trevor Standley, Amir R. Zamir, Dawn Chen, Leonidas Guibas, Jitendra Malik, and Silvio Savarese. Which Tasks Should Be Learned Together in Multi-task Learning?
- [30] Aravind Subramanian, Rajiv Narayan, Steven M Corsello, David D Peck, Ted E Natoli, Xiaodong Lu, Joshua Gould, John F Davis, Andrew A Tubelli, Jacob K Asiedu, et al. A next generation connectivity map: L1000 platform and the first 1,000,000 profiles. *Cell*, 171(6):1437–1452, 2017.
- [31] Artur Szałata, Karin Hrovatin, Sören Becker, Alejandro Tejada-Lapuerta, Haotian Cui, Bo Wang, and Fabian J Theis. Transformers in single-cell omics: a review and new perspectives. *Nature methods*, 21(8):1430–1443, 2024.
- [32] Xu Tan, Long Hu, Lovelace J Luquette III, Geng Gao, Yifang Liu, Hongjing Qu, Ruibin Xi, Zhi John Lu, Peter J Park, and Stephen J Elledge. Systematic identification of synergistic drug pairs targeting hiv. *Nature biotechnology*, 30(11):1125–1130, 2012.
- [33] Xin Tang, Jiawei Zhang, Yichun He, Xinhe Zhang, Zuwan Lin, Sebastian Partarrieu, Emma Bou Hanna, Zhaolin Ren, Hao Shen, Yuhong Yang, Xiao Wang, Na Li, Jie Ding, and Jia Liu. Explainable multi-task learning for multi-modality biological data analysis. *14(1):2546*.
- [34] Xiajie Wei, Jiayi Dong, and Fei Wang. scPreGAN, a deep generative model for predicting the response of single-cell expression to perturbation. *38(13):3377–3384*.
- [35] F Alexander Wolf, Philipp Angerer, and Fabian J Theis. Scanpy: large-scale single-cell gene expression data analysis. *Genome biology*, 19:1–5, 2018.
- [36] Bhagwan Yadav, Krister Wennerberg, Tero Aittokallio, and Jing Tang. Searching for drug synergy in complex dose–response landscapes using an interaction potency model. *Computational and structural biotechnology journal*, 13:504–513, 2015.
- [37] Hengshi Yu and Joshua D. Welch. PerturbNet predicts single-cell responses to unseen chemical and genetic perturbations.
- [38] Yu Zhang and Qiang Yang. A Survey on Multi-Task Learning.

A Πρόσθετη αξιολόγηση των αρχιτεκτονικών με μάθηση πολλαπλών εργασιών



(a) Βασικές μετρικές ανά τύπο κυττάρου

(b) Μετρικές απόστασης ανά τύπο κυττάρου

Figure 17: Αξιολόγηση των multi-task αρχιτεκτονικών στην εργασία των Kang et al. [16]

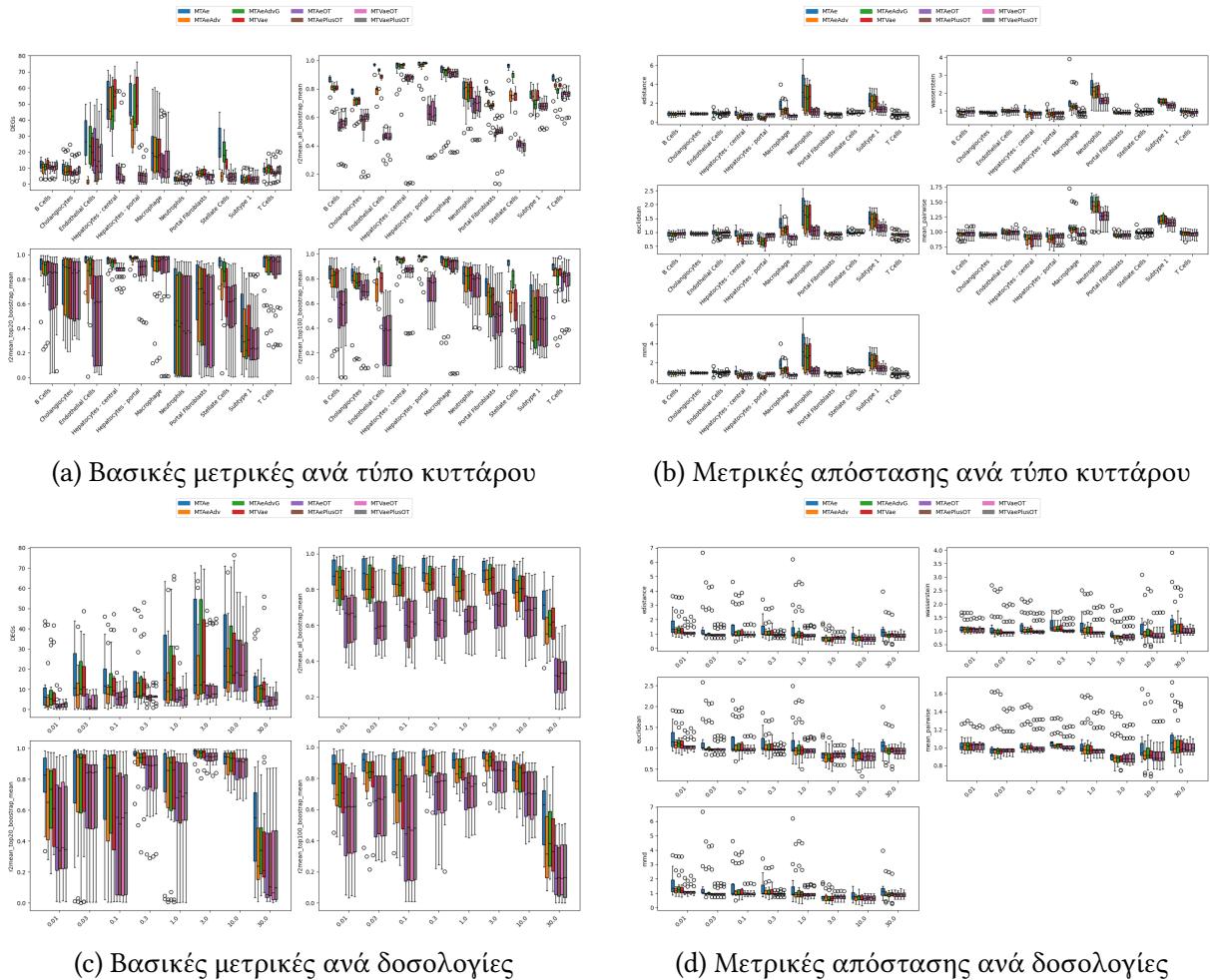


Figure 18: Αξιολόγηση των multi-task αρχιτεκτονικών στην εργασία των Nault et al. [21, 22]