



УНИВЕРЗИТЕТ „СВ. КЛИМЕНТ ОХРИДСКИ“ – БИТОЛА
ТЕХНОЛОШКО-ТЕХНИЧКИ ФАКУЛТЕТ – ВЕЛЕС



ДОКТОРСКА ДИСЕРТАЦИЈА

**„ПРИМЕНА НА МАТЕМАТИЧКИ МОДЕЛИ ЗА ПРЕДИКЦИЈА НА
ДИЈАБЕТЕС ТИП 2 И МОДЕЛ НА ИСХРАНА“**

МЕНТОР

ред. проф. д-р Весна (Антоска) Knights

КАНДИДАТ

м-р Валбона Мазлами

ВЕЛЕС, 2026

ЧЛЕНОВИ НА КОМИСИЈА

**д-р Весна (Антоска) Knights – ментор, редовен
професор на Технолошко – технички факултет – Велес**

**д-р Везирка Јанкулоска – член, вонреден професор на
Технолошко – технички факултет – Велес**

**д-р Зора Узуноска – член, професор во пензија,
Технолошко – технички факултет – Велес**

**д-р Валентина Велковски – член, редовен професор на
Технолошко – технички факултет – Велес**

**д-р Татјана Блажевска – член, вонреден професор на
Технолошко – технички факултет – Велес**

ИЗЈАВА ЗА ОРИГИНАЛНОСТ НА ТРУДОТ

Јас, м-р Валбона Мазлами, кандидат за одбрана на докторска дисертација, со наслов **„ПРИМЕНА НА МАТЕМАТИЧКИ МОДЕЛИ ЗА ПРЕДИКЦИЈА НА ДИЈАБЕТЕС ТИП 2 И МОДЕЛ НА ИСХРАНА“**, изјавувам под морална, материјална и друга одговорност дека при изработката на трудот ги почитував позитивните законски прописи од областа на заштитата на интелектуалната сопственост и не користев трудови на други автори без да ги почитувам пропишаните методолошки стандарди. Користената литература соодветно ја наведов во подбелешките и во списокот на литература, кои се составен дел од трудот. Тоа значи дека трудот е оригинален, не е плагијат.

Изјава за согласност: Согласност за користење на податоците и здравствената состојба на пациентите е добиена од нивна страна, преку пополнување анкета за реализација на оваа дисертација.

Изјава за достапност на податоци: Податоците коишто се користат за наодите во оваа докторска дисертација се дадени во анексите (прилозите).

Етичко одобрување: Истражувањето е одобрено од Комисијата за етика при Технолошко-техничкиот факултет – Велес, Универзитет „Св. Климент Охридски“ – Битола, согласно Заклучок бр. 02-294/2 од 28.05.2026 година, со кој е дадено позитивно етичко мислење за спроведување на научното истражување во рамките на докторската дисертација.

Финансирање: Студијата е реализирана со самофинансирање.

Конфликт на интереси: Авторот нема конфликт на интереси.

Велес, 2026

Кандидат: м-р Валбона Мазлами



Универзитет „Св. Климент Охридски“ - Битола

Технолошко - технички факултет Велес

University „St. Kliment Ohridski“ - Bitola

Faculty of Technology and Technical Sciences Veles



02-294/2
8.05 26

Улица „Димитар Влахов“ бр.57, 1400 Велес
Address: "Dimitar Vlahov" br.57, 1400 Veles

Тел.(Phone): +389 (0)43 211-202
E-mail: ttv@uklo.edu.mk

Врз основа на член 51 од Етичкиот кодекс на Универзитетот „Св.Климент Охридски“ Битола, а по Барање бр.10-256/3 од 26.05.2026 година, за одобрување на обработка на податоци од прашалници за научно истражување во рамките на докторската дисертација на студентот м-р Валбона Мазлами, поднесено од менторот ред.проф.д-р Весна Книгхтс, Комисијата за етика на Технолошко-технички факултет Велес, на состанокот одржан на ден 28.05.2026 година, го донесе следниот

ЗАКЛУЧОК

1. Се дава ПОЗИТИВНО ЕТИЧКО МИСЛЕЊЕ за спроведување на научното истражување во рамки на докторската дисертација со наслов „Примена на математички модели за предикција на дијабетес тип 2 и модел на исхрана“ на кандидатот м-р Валбона Мазлами, под менторство на ред.проф.д-р Весна Книгхтс.

2. Издаденото мислење се однесува исклучиво за разгледаното барање и приложените прашалници.

3. Секоја суштинска измена, дополнување или модификација на прашалниците, бара нова етичка проценка и добивање на дополнително мислење од Комисијата за етика на Технолошко-технички факултет Велес.

4. Подносителот е должен да ја извести Комисијата за етика на Технолошко-технички факултет Велес за сите промени што можат да влијаат врз ова мислење, како и за сите непредвидени, несакани или неетички околности кои би можеле да се појават во текот на реализацијата на истражувањето.

Образложение

Ова мислење е донесено врз основа на увид во доставената документација и проценката дека научното истражување е усогласено со Етичкиот кодекс на Универзитетот „Св.Климент Охридски“ Битола, како и начелата на добрите истражувачки практики, доброволност, доверливост и заштита на личните податоци на учесниците.

Претседател на Комисијата за етика на
Технолошко-технички факултет Велес

Доцент д-р Невена Груевска



ИЗЈАВА ЗА ЛЕКТОРИРАЊЕ НА ДОКТОРСКИОТ ТРУД

Јас, м-р Валбона Мазлами, студент на трет циклус студии, на студиската програма Иновативни технологии за храна и нутриционизам, со број на досие 10, изјавувам дека докторскиот труд со наслов **„ПРИМЕНА НА МАТЕМАТИЧКИ МОДЕЛИ ЗА ПРЕДИКЦИЈА НА ДИЈАБЕТЕС ТИП 2 И МОДЕЛ НА ИСХРАНА“** е лекториран од страна на м-р Васка Мишевска, лиценциран лектор.

Извршеното лекторирање е соодветно документирано во моето досие.

Велес, 2026

Кандидат: м-р Валбона Мазлами

ТРУДОВИ ОБЈАВЕНИ ОД ОБЛАСТА НА ДОКТОРАТОТ

1. Mazlami, V.; Antoska Knights, V. Applied Mathematical Techniques and Machine Learning for Identifying Predictors of Type 2 Diabetes. Journal of Natural Sciences and Mathematics of UT, 2025, Vol. 10, No. 19-20, pp. 89–99. <https://doi.org/10.62792/ut.jnsm.v10.i19-20.p3096>
2. Knights, V.; Jurina, T.; Sallai Mazllami, V.; Gajdoš Kljusurić, J. The Use of the Simplex Method in Modeling and Optimization in Nutrition. In: Book of Proceedings of the 1st International Scientific Conference – Food Science, Nutrition, Innovative Technologies and Sustainability, University „St. Kliment Ohridski“ – Bitola, Faculty of Technology and Technical Sciences – Veles, 2026, ISBN 978-608-67527-0-5.
3. Knights, V. A., Mazlami, V., Prchkovska, M., & Gajdoš Kljusurić, J. (2026). A Unified Interpretability Framework for Feature Importance in Machine Learning Models. *Algorithms*, 19(7), 548. <https://doi.org/10.3390/a19070548>.
4. Sallai Mazllami, V., Knights, V., Jankuloska, V., Uzunovska, Z., Blazhevaska, T., Velkovski, V., & Gacoska, K. (2026). Statistical and Multivariate Analysis of Dietary Habits and Lifestyle Behaviors in Relation to Body Weight. *International Journal of Food Technology and Nutrition (IJFTN)*, прифатен за објавување (in press).

Во рамките на докторските студии, кандидатот успешно ги реализираше и ги одбрани следните независни истражувачки проекти:

5. М-р Валбона Мазлами (ментор: проф. д-р Весна Книгхтс). „Примена на математички модели и техники за предикција на дијабетес тип 2“, прв независен истражувачки проект, успешно одбранет на Годишната конференција на Универзитетот „Св. Климент Охридски“ – Битола, летна сесија, 2025 година.
6. М-р Валбона Мазлами (ментор: проф. д-р Весна Книгхтс). „Навики на исхрана кај популација со дијабетес тип 2 и математичко моделирање и оптимизација на режим на исхрана“, втор независен истражувачки проект, успешно одбранет на Годишната конференција на Универзитетот „Св. Климент Охридски“ – Битола, зимска сесија, 2026 година.

Благодарносѝ

Би сакала да изразам најдолабока благодарносѝ до сѝе оние кои дирекѝно или индирекѝно ѝридонесоа за реализацијаѝа на овој докторски ѝруо.

Пред сѝ, Му благодарам на Бога ѝѝо ми даде сила и ѝѝо ми овозможи да ѝи завршам овие сѝуии со сѝе ѝоѝребни ресурси, бидејќи без Неѓоваѝа волја не би била овде.

Би сакала да им се заблагодарам мојоѝ суѝруг и неѓовоѝо семејсѝво за нивнаѝа безусловна ѝодоршка, разбирање и конѝинуирана моѝивација во ѝекоѝ на моеѝо академско ѝаѝување. Особена благодарносѝ им должам на моѝе родиѝели, кои вложија многу ѝруо и ѝосвеѝеносѝ во моеѝо образование за да изѓрадам јасна визија за мојаѝа иднина.

Посебна благодарносѝ изразувам до мојаѝа мениѝорка, ѝроф. д-р Весна Анѝоска Книѝхѝс, за нејзиноѝо ѝрофесионално водсѝво и конѝинуирана ѝодоршка, ѝрѝение и охрабрување во ѝекоѝ на целиоѝ ѝроцес на исѝразување и ѝишување на оваа дисертација.

Благодарносѝ им уѝаѝувам и на ѝрофесориѝе и на целиоѝ академски кадар, кои со своеѝо знаење и ѝосвеѝеносѝ влијаеја на моеѝо ѝрофесионално и научно формирање. Соработѝкаѝа со нив беше висѝинско задоволсѝво и ѝректрасно искусѝво ѝѝо засекогаш ќе го ѝамеѝам.

Исѝо ѝака, би сакала да им се заблагодарам на сѝе учесници и соработѝници кои ѝридонесоа за собирањеѝо и анализаѝа на ѝодаѝѝоциѝе, без кои овој ѝруо немаше да биде изводлив. Во овој конѝексѝ, ѝосебно го исѝакнувам ѝридонесоѝ на медицинскаѝа сесѝра и едукаѝорка за дијабетѝес во Клиничкиоѝ центѝар „Мајка Тереза“ (ѝоѝочно во Центѝароѝ за дебелина и дијабетѝес), Таѝјјана, на која сум ѝ неизмерно благодарна за несебичнаѝа ѝомош од самѝоѝ ѝочетѝок на ѝроцесоѝ на собирање на ѝодаѝѝоциѝе.

Голема благодарносѝ уѝаѝувам и до ѝроф. д-р Јасенка Гајдош Кљусуриќ од Факултѝеѝоѝ за ѝрехранбена ѝеѝнолоѝија и биоѝеѝнолоѝија во Загреб, за нејзинаѝа ѝодоршка и ѝрофесионално водсѝво. Нејзиниоѝ анѓажман значајно ѝридонесе за мојоѝ академски и ѝрофесионален развој.

Овој ѝруо е ѝлод на заедничка ѝосвеѝеносѝ и ѝодоршка од многу луѓе, на кои секогаш ќе им бидам благодарна.

М-р Валбона Мазлами

СИМБОЛИ

Symbol	English Description	Опис на македонски
$x = (x_1, \dots, x_d)$	Feature vector (input variables)	Вектор на карактеристики (влезни променливи)
x_i	i-th feature	i-та карактеристика
D	Number of features	Број на карактеристики
$p(x)$	Predicted probability	Предвидена веројатност
$y_n \in \{0,1\}$	True class label	Вистинска класа (0/1)
P_n	Predicted probability for sample n	Предвидена веројатност за примерок n
Z	Linear combination of features	Линеарна комбинација на променливи
$\sigma(z)$	Sigmoid (logistic) function	Сигмоидна (логистичка) функција
$\sigma(z)=1/(1+e^{-z})$	Logistic function formula	Формула на логистичка функција
β_0	Intercept	Интерсепт (константа)
β_i	Model coefficients	Коефициенти на моделот
$g(x)$	Nonlinear model mapping	Нелинеарна функција на модел
$\sigma \circ g$	Function composition	Композиција на функции
$\partial p / \partial x_i$	Sensitivity of probability	Чувствителност на веројатност
$p(x)(1-p(x))$	Uncertainty term	Термин на неизвесност
Δx_i	Change in feature	Промена на карактеристика
Δp	Change in probability	Промена на веројатност
T	Visit index	Индекс на посета
$h_t(x)$	Prediction of tree t	Предвидување од t-то дрво
T	Number of trees	Број на дрва
$h_m(x)$	Weak learner	Слаб модел
H	Learning rate	Стапка на учење
M	Iteration number	Број на итерации
W_x	Weights	Тежини
B	Bias	Пристрасност (bias)
$\phi(\cdot)$	Activation function	Активациска функција
$\sigma(\cdot)$	Output sigmoid function	Излезна сигмоид функција
I_i	Feature importance	Важност на карактеристика
I_i^{ODE}	ODE-based importance	ODE-базирана важност
I_i^{SHAP}	SHAP importance	SHAP важност
I_i^{PERM}	Permutation importance	Permutation важност
α, β, γ	Weight coefficients	Тежински коефициенти
K	Normalization constant	Нормализациска константа
N_p	Number of patients	Број на пациенти

Symbol	English Description	Опис на македонски
T_p	Number of visits	Број на посети
ϕ_0	Expected model output	Очекуван излез на модел
ϕ_i	SHAP contribution	SHAP придонес
VarRank_i	Rank variance	Варијанса на рангирање
MeanRank_i	Average rank	Просечно рангирање
G_i	Discrepancy measure	Мера на разлика
C_i	Consensus score (CIS)	Консензус скор
E	Perturbation parameter	Параметар на вознемирување
P	Spearman correlation	Спирманова корелација
p-value	Statistical significance	Статистичка значајност
AUC	Area under curve	Површина под ROC крива
Accuracy	Accuracy	Точност
Precision	Precision	Прецизност
Recall	Sensitivity	Осетливост
F1-score	Harmonic mean	Хармонична средина
AUC	Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve	Површина под ROC-кривата
BMI	Body Mass Index	Индекс на телесна маса
DM	Diabetes mellitus	Дијабетес мелитус
GB	Gradient Boosting	Градиентно засилување
HGB	Histogram-Based Gradient Boosting	Хистограмско базирано градиентно засилување
HTA	Hypertension	Хипертензија
$\text{HTA} \times \text{TG}$	Interaction term between hypertension and triglycerides	Интеракциски термин меѓу хипертензија и триглицериди
LR	Logistic Regression	Логистичка регресија
ML	Machine Learning	Машинско учење
MLP	Multilayer Perceptron	Повеќеслоен перцептрон
ODE	Ordinary Differential Equation	Обична диференцијална равенка
ODE-FI	ODE-Based Feature Importance	Важност на карактеристики базирана на ОДЕ
RF	Random Forest	Случаен шумски модел
ROC	Receiver Operating Characteristic	ROC-крива (крива на оперативна карактеристика)
SHAP	SHapley Additive exPlanations	Шеплиеви адитивни објаснувања
TG	Triglycerides	Триглицериди

СПИСОК НА ТАБЕЛИ

Табела 1. Резиме на придобивките од оптимизацијата

Табела 2. Дескриптивна статистика (средна вредност $\pm$ СД) по посета (N = 600 опсервации; 200 пациенти $\times$ 3 посети)

Табела 3. Нутритивен состав на избрани состојки за појадок (на 100 g)

Табела 4. Нутритивен состав на избрани состојки за појадок користени за симплекс методот

Табела 5. Почетна симплекс табела (Итерација 1)

Табела 6. Симплекс табло (Итерација 2)

Табела 7. Симплекс табло (Итерација 3)

Табела 8. Конечно симплекс табло (Итерација 4)

Табела 9. Предиктивни перформанси на моделите на машинско учење со користење на групирана вкрстена валидација.

Табела 10. Вредности на важност на карактеристиките низ моделите.

Табела 11. Рангирање на карактеристиките низ моделите (1 = највисока важност)

Табела 12. Адаптивна анализа на робусност базирана на стабилност на рангирањето и согласност меѓу методите

Табела 13. Аблациона анализа на формулацијата на скорот на робусност.

Табела 14. Модел-независна ODE-FI (%) низ повеќе класификатори.

Табела 15. Споредба на рангирањето на карактеристиките меѓу методите (ODE-FI, пермутациска важност и SHAP).

Табела 16. Спирманова согласност помеѓу методите за интерпретабилност

Табела 17. Консензуален интерпретабилен скор низ пермутациска важност, ODE-FI и SHAP

Табела 18. Стабилност на ODE-FI рангирањето при различни величини на пертурбација.

Табела 19. Интервал-специфична лонгитудинална ODE-FI помеѓу последователни посети

СПИСОК НА ФОТОГРАФИИ

- Слика 1. Производство на инсулин и гликоза кај дијабетес тип 2
- Слика 2. Симптоми на дијабетес
- Слика 3. Метод на поделба на чинијата за здрава исхрана во текот на целиот ден
- Слика 4. Шематски приказ на формулацијата на чувствителност инспирирана од ОДЕ
- Слика 5. Проширена рамка за важност на карактеристиките базирана на чувствителност
- Слика 6. Математичка и концептуална споредба на методите за важност на карактеристиките (Gini, SHAP и ODE-FI)
- Слика 7. Полова распределба на испитаниците со дијабетес мелитус тип 2
- Слика 8. Возрасна распределба на испитаниците со дијабетес мелитус тип 2
- Слика 9. Религијата на која припаѓаат испитаниците
- Слика 10. Место на живеење на испитаниците
- Слика 11. Социо-економски услови на испитаниците
- Слика 12. Работен статус на испитаниците
- Слика 13. Физичка активност кај испитаниците
- Слика 14. Пушење кај испитаниците
- Слика 15. Пациентите со компликации од дијабетес тип 2
- Слика 16. Хоспитализација на пациенти со дијабетес
- Слика 17. Емоционален стрес и тага кај пациентите
- Слика 18. Фреквенција на оброци кај испитаниците
- Слика 19. Посета на диететичар и придржување до диетален режим
- Слика 20. Пациентите со специфична диета
- Слика 21. Пациентите што имаат проблеми после консумирање на некоја храна
- Слика 22. Консумирање на млечни производи
- Слика 23. Видови млечни производи
- Слика 24. Потрошувачка на млеко/јогурт (количина)
- Слика 25. Фреквенција на консумирање зеленчук
- Слика 26. Начин на консумирање зеленчук
- Слика 27. Колку често консумираат овошје
- Слика 28. Колку овошје консумираат дневно
- Слика 29. Консумирање на јаткасти плодови неделно
- Слика 30. Колку јаткасти плодови консумираат дневно
- Слика 31. Фреквенција на консумирање месо кај пациенти со дијабетес

Слика 32. Начинот на кој пациентите готват месо

Слика 33. Количина на месо што ја консумираат пациентите

Слика 34. Фреквенција на консумирање на преработени месни производи

Слика 35. Фреквенција на консумирање брза храна

Слика 36. Фреквенција на консумирање морска храна

Слика 37. Фреквенција на консумирање семиња

Слика 38. Видови леб што ги консумираат пациенти со дијабетес

Слика 39. Дневна количина на леб што ја консумираат пациентите

Слика 40. Фреквенција на консумирање слатки кај пациентите со дијабетес

Слика 41. Дневна количина на вода што ја консумираат пациентите

Слика 42. Видови кафе коишто ги консумираат пациентите

Слика 43. Дневна количина на кафе што ја консумираат пациентите

Слика 44. Употреба на масти кај пациентите

Слика 45. Нутритивен состав на прехранбениот производ

Слика 46. LINDO results as a Report Window

Слика 47. Распределба на јаглехидрати (CHO) по оброци кај 16-лебно-единична диета

Слика 48. Споредба на овошни и неовошни извори на јаглехидрати (CHO) кај 16-лебно-единична диета

Слика 49. ROC-криви на моделите на машинско учење евалуирани со групирана вкрстена валидација

Слика 50. Модел-независна ODE-FI низ повеќе модели на машинско учење

Слика 51. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Random Forest

Слика 52. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Gradient Boosting

Слика 53. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Histogram Gradient Boosting

Слика 54. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Multilayer Perceptron

Слика 55. Согласност помеѓу методите за интерпретабилност базирана на Спирманова корелација

Слика 56. Унифицирана споредба на пермутациска важност, ODE-FI и SHAP важност низ предиктивни карактеристики

Слика 57. Илустративен пример за конструкција на консензусен резултат за толкување (CIS) за HbA1c

Слика 58. Промени на надолжната AODF (%) според карактеристики и временски интервали (V1–V2 и V2–V3)

СОДРЖИНА

ABSTRACT	i
АПСТРАКТ	ii
1. ВОВЕД.....	1
1.1. Теоретска основа и значење	1
1.2. Фактори на ризик, менаџмент и моделирање на дијабетес тип 2 во клинички и нутриционистички контекст.....	3
1.3. Симптоми на дијабетес тип 2	6
1.4. Празнини во досегашните истражувања	8
2. ПРЕГЛЕД НА ЛИТЕРАТУРАТА	10
2.1. Општо за дијабетес мелитус тип 2	10
2.2. Нутриционистички третман.....	13
2.3. Императив за исхрана и јавно здравје	14
2.4. Цели на диеталниот третман на дијабетес	17
2.5. Важноста на диетата.....	17
2.6. Препорачана исхрана кај дијабетес тип 2	17
2.7. Врската меѓу дијабетес тип 2 и дебелината	18
2.8. Режим на исхрана кај лица со дијабетес	18
2.9. Храна што треба да се ограничи или избегнува кај дијабетес тип 2	21
2.10. Физичка активност	21
2.11. Проблеми предизвикани од дијабетес	25
2.12. Едукација на лицата со дијабетес тип 2	26
2.13. Методи на исхрана кај лица со дијабетес.....	28
2.13.1. Контрола на порции	29
2.13.2. Користење на методот на чинија за дијабетес	29
2.13.3. Користење на дигитална вага	30
2.13.4. Користење апликации за следење на порции и исхрана.....	30
2.13.5. Метод на мерење на храната со рацете на пациентот	30
2.14. Модели за машинско учење за предикција на дијабетес мелитус тип 2	31
3. ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ НА ИСТРАЖУВАЧКАТА РАБОТА.....	36
3.1. Општа цел.....	36
3.2. Специфични цели	37
3.3. Истражувачки хипотези	37
3.4. Очекувани придонеси	38
3.5. Научен и апликативен придонес	39
4. МЕТОДИ И МАТЕРИЈАЛИ.....	40

4.1. Анкетен прашалник.....	40
4.2. Обработка на податоци за модели на машинско учење.....	41
4.2.1. Опис на податочниот сет и предобработка на податоците.....	41
4.2.2. Модели на машинско учење.....	44
4.2.3. Логистичка регресија.....	45
4.2.4. Случајна шума (Random Forest – RF).....	45
4.2.5. Модели на градиентно бустирање (Gradient Boosting – GB).....	46
4.2.6. Тренирање на моделите и репродуктивност.....	47
4.2.7. Важност на карактеристиките базирана на диференцијални равенки.....	48
4.2.8. Нелинеарен модел и веројатносно мапирање.....	48
4.2.9. Диференцијална чувствителност.....	49
4.2.10. Динамичка интерпретација за лонгитудинални податоци.....	49
4.2.11. Локална важност на карактеристиките.....	51
4.2.12. Нормализирана диференцијална важност на карактеристиките.....	51
4.2.13. Глобална важност на карактеристиките.....	52
4.3. Моделно-независен ODE-FI преку чувствителност со конечни разлики.....	53
4.4. Интерпретација на стабилноста инспирирана од Љапунов.....	53
4.5. Интерпретација и врска со машинското учење.....	54
4.6. SHAP базирана интерпретабилност.....	54
4.7. Детали за имплементацијата.....	55
4.8. Проширена рамка за важност на карактеристиките базирана на чувствителност.....	56
4.9. Нормализирана важност на карактеристиките.....	57
4.10. Анализа на стабилноста на моделите.....	58
4.11. Споредба со важност базирана на пертурбации.....	58
4.12. Унифицирана интерпретативна рамка.....	58
4.13. Консензуален интерпретабилен скор (CIS).....	59
4.14. Теоретски својства на предложената рамка.....	60
4.15. Алгоритамска одлучувачка рамка за робусна селекција на карактеристики.....	62
5. РЕЗУЛТАТИ.....	65
5.1. Навики на исхраната кај популацијата со дијабетес тип 2.....	65
5.2. МАТЕМАТИЧКО МОДЕЛИРАЊЕ И ОПТИМИЗАЦИЈА НА РЕЖИМОТ НА ИСХРАНА.....	95
5.2.1. Функција на целта.....	95
5.2.2. Избор на прехранбени производи.....	95
5.2.3. Дизајн на модел и пристап за оптимизација.....	97
5.2.4. Оптимално решение и интерпретација на исхраната.....	100
5.2.5. Резултати од LINDO оптимизација.....	100

5.2.6. Модел на исхрана и оптимизација	103
5.2.7. Опис на оригиналната клиничка диета	104
5.2.8. Корекции и модификации на диетата	105
5.2.9. Клиничката диета како референтен модел во однос на постоечките навики	106
5.2.10. Метод на нутритивна пресметка	106
5.2.11. Математички модел	107
5.2.12. Распределба на јаглехидрати по оброци	109
5.2.13. Споредба на овошни и неовошни извори на јаглехидрати	110
5.3. ПРИМЕНА НА МАТЕМАТИЧКИ МОДЕЛИ И ТЕХНИКИ ЗА ПРЕДИКЦИЈА НА ДИЈАБЕТЕС ТИП 2	110
5.3.1. Перформанси на предикција на моделите на машинско учење	110
5.3.2. Пермутациски базирана важност на карактеристиките и анализа на стабилност	112
5.3.3. Аблациона анализа на рамката за скор на робусност	115
5.3.4. Важност на карактеристиките базирана на диференцијални равенки (ODE-FI)	116
5.3.5. SHAP базирана валидација на важноста на карактеристиките	118
5.3.6. Согласност помеѓу методите за интерпретабилност	122
5.3.7. Нумеричка стабилност на ODE-FI	125
5.3.8. Илустративен пример за пресметка на ODE-FI	125
5.3.9. Илустративен пример за конструирање на CIS	127
5.3.10. Надворешна валидација со Pima Indians Diabetes Dataset	127
5.3.11. Лонгитудинална ODE-инспирирана важност на карактеристиките	129
6. ДИСКУСИЈА	130
7. ЗАКЛУЧОК	136
8. НАУЧЕН ПРИДОНЕС НА ДИСЕРТАЦИЈАТА	142
КОРИСТЕНА ЛИТЕРАТУРА	144
АНЕКС 1 – ПРАШАЛНИК ЗА ПАЦИЕНТИ СО ДИЈАБЕТЕС И НАВИКИ ВО ИСХРАНАТА ПРЕД СОВЕТУВАЊЕ СО НУТРИЦИОНИСТ	156
АНЕКС 2 – ПРАШАЛНИК – БИОХЕМИСКИ ПАРАМЕТРИ	164
АНЕКС 3	166
ЕДУКАТИВНА БРОШУРА ЗА ГЛИКЕМИСКИ ИНДЕКС И НАЈЧЕСТО КОНСУМИРАНИ НАМИРНИЦИ КАЈ ЛИЦА СО ДИЈАБЕТЕС	166
АНЕКС 4	179
ГЛИКЕМИСКИОТ ИНДЕКС И НЕГОВАТА ПРИМЕНА КАЈ РАЗЛИЧНИТЕ ГРУПИ НА ХРАНА	179

ABSTRACT

Obesity is a major public health challenge and a significant risk factor for the development of type 2 diabetes mellitus (T2DM) and other metabolic disorders. This study presents a mathematical and clinical analysis of data collected from 200 obese patients treated at the Clinical Hospital “Mother Teresa” in Skopje. Upon admission, all participants completed a structured questionnaire consisting of 61 questions covering demographic characteristics, health status, lifestyle factors, and dietary habits. Following the initial assessment, individualized nutritional counseling was provided, and dietary recommendations were developed. The dietary plans were calculated using the Simplex method, enabling the determination of both caloric requirements and bread-unit values. Patients were subsequently monitored after 3 and 6 months.

The dataset included patient identification codes, body weight, gender, age, body mass index (BMI), obesity classification, diabetes diagnosis, cholesterol, triglycerides, glycated hemoglobin (HbA1c), and hypertension status. A hybrid methodological framework integrating applied statistics, nutritional modeling, and machine learning techniques was employed to identify key predictors of diabetes risk.

Several supervised machine learning models, including Logistic Regression, Random Forest, Gradient Boosting, Histogram Gradient Boosting, and Multilayer Perceptron, were evaluated. Feature importance analysis was performed using a unified interpretability framework that combines contribution-based (SHAP), perturbation-based (permutation importance), and sensitivity-based measures. The results consistently identified HbA1c as the most influential predictor of diabetes risk, followed by lipid-related variables, age, and BMI. Strong agreement was observed between sensitivity-based feature importance and SHAP analysis, while permutation importance demonstrated lower consistency. An agreement-weighted Consensus Interpretability Score (CIS) was introduced to provide a robust and unified ranking of predictors across different machine learning models.

The nutritional intervention demonstrated the practical value of personalized dietary recommendations based on caloric and bread-unit calculations. Follow-up assessments indicated favorable trends in metabolic parameters and weight management outcomes. The findings suggest that integrating nutritional counseling, mathematical diet optimization, longitudinal clinical monitoring, and interpretable machine learning provides a reliable framework for diabetes risk prediction and obesity management, supporting evidence-based personalized healthcare.

Keywords: obesity, type 2 diabetes mellitus, nutritional counseling, Simplex method, machine learning, feature importance, HbA1c.

АПСТРАКТ

Дебелината претставува еден од најголемите јавно-здравствени предизвици и значаен фактор на ризик за развој на дијабетес мелитус тип 2 (Т2ДМ) и други метаболни нарушувања. Ова истражување претставува математичка и клиничка анализа на податоци собрани од 200 пациенти со дебелина, третирани во Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје. При приемот во клиниката, сите испитаници пополнија структуриран прашалник составен од 61 прашање, кој опфаќаше демографски карактеристики, здравствена состојба, животни навики и навики во исхраната. По почетната проценка, беше спроведено индивидуално нутриционистичко советување со препораки за исхрана. Плановите за исхрана беа пресметани со примена на симплекс методот, при што беа определени енергетските потреби и бројот на лебни единици. Пациентите беа следени по 3 и 6 месеци.

Базата на податоци опфати шифрирани идентификациски броеви на пациентите, телесна маса, пол, возраст, индекс на телесна маса (BMI), класификација на дебелината, дијагноза на дијабетес, вредности на холестерол, триглицериди, гликозилиран хемоглобин (HbA1c) и статус на хипертензија. Беше применета хибридна методолошка рамка која интегрира применета статистика, нутритивно моделирање и техники од машинското учење со цел идентификација на клучните предиктори за ризик од дијабетес. За таа цел беа евалуирани повеќе супервизирани модели од машинско учење, вклучувајќи ги: логистичка регресија (Logistic Regression), случајна шума (Random Forest), градиентно бустирање (Gradient Boosting), хистограмски базирано градиентно бустирање (Histogram Gradient Boosting) и мултислоен перцептрон (Multilayer Perceptron). Анализата на значајноста на карактеристиките беше извршена преку унифицирана интерпретативна рамка која ги комбинира SHAP анализата, значајност на пермутацијата (Permutation Importance) и сензитивносните мерки. Резултатите покажаа дека HbA1c е најзначајниот предиктор на ризикот од дијабетес, следен од липидните параметри, возраста и BMI. Дополнително, беше воведен Консензусен интерпретативен скор (Consensus Interpretability Score – CIS), кој овозможува робусно и унифицирано рангирање на предикторите.

Резултатите укажуваат дека интеграцијата на нутриционистичкото советување, математичката оптимизација на исхраната, лонгитудиналното клиничко следење и интерпретабилните модели на машинско учење претставува сигурна рамка за предвидување на ризикот од Т2ДМ и управување со дебелината, со потенцијал за примена во персонализираната медицина.

Клучни зборови: дебелина, дијабетес мелитус тип 2, нутриционистичко советување, симплекс метод, машинско учење, интерпретабилност, HbA1c.

1. ВОВЕД

1.1. Теоретска основа и значење

Дијабетес мелитус тип 2 (Т2ДМ) претставува еден од најкомплексните предизвици во современото јавно здравство на глобално ниво, одразувајќи ја сложената и динамична интеракција помеѓу метаболичките фактори, генетските фактори и оние поврзани со начинот на живот, со особен акцент на исхраната. Зголемувањето на преваленцата на дебелината, заедно со значајните промени во современите диететски модели, суштински придонесува за континуираниот пораст на инциденцата на Т2ДМ. Оваа состојба ја нагласува потребата од развој и примена на напредни аналитички пристапи насочени кон рано предвидување и ефикасно управување со болеста.

Во овој контекст, примената на математички модели и техники од машинското учење претставува иновативна парадигма во анализата на клиничките и нутриционистичките податоци. Овие методолошки пристапи овозможуваат идентификација на сложени, нелинеарни релации и интеракции помеѓу биолошките варијабли и факторите од животниот стил, со што се овозможува развој на предиктивни модели со висока точност и подобрена интерпретабилност. Дополнително, интеграцијата на математичката оптимизација во процесот на дизајнирање индивидуализирани диететски режими претставува значаен исчекор кон персонализираната медицина, придонесувајќи за подобрување на клиничките исходи и квалитетот на животот кај пациентите.

Дијабетес тип 2 се развива кога панкреасот не продуцира доволни количини инсулин – хормон од суштинско значење за регулација на гликозата во крвта – или кога организмот не го користи инсулинот ефикасно, односно постои инсулинска резистенција, или пак како комбинација од двете состојби. Оваа форма на дијабетес се разликува од дијабетес тип 1, кој настанува како резултат на автоимуна реакција што доведува до целосно нарушување на продукцијата на инсулин.

Дијабетес тип 2 најчесто се карактеризира со хипергликемија, односно хронично покачено ниво на гликоза во крвта. Лицата со прекумерна телесна маса и дебелина се изложени на значително повисок ризик, што е поврзано со акумулацијата на вишок енергија (калории) која организмот не успева адекватно да ја метаболизира и искористи. Дополнително,

пациентите со дијабетес мелитус имаат два до четири пати поголем ризик од развој на кардиоваскуларни болести (КВБ) во споредба со општата популација (Bruce et al., 2025).

Дислипидемијата и хипертензијата претставуваат два клучни фактори на ризик за кардиоваскуларни заболувања кои често коегзистираат со дијабетесот (Li et al., 2023). Синергистичкото дејство на повеќе фактори на ризик – вклучувајќи ги дислипидемијата, хипергликемијата, хипертензијата и дебелината – кај пациентите со дијабетес тип 2 дополнително ја зголемува нивната подложност на кардиоваскуларни компликации (International Diabetes Federation [IDF], 2015; Li et al., 2023).

Фактите и статистичките показатели поврзани со дијабетесот укажуваат на неговото значително и растечко оптоварување врз поединците, семејствата и здравствените системи ширум светот. Според најновите податоци од Атласот за дијабетес на International Diabetes Federation (IDF, 2025), оваа болест претставува сериозен глобален здравствен предизвик со континуиран тренд на пораст. Според (Bruce et al., 2025), извештаите укажуваат дека 11,1% од возрастната популација живее со дијабетес, при што повеќе од 40% од засегнатите лица не се свесни за присуството на болеста. Главните фактори што придонесуваат за порастот на дијабетес мелитус тип 2 (T2DM) вклучуваат: урбанизација, стареењето на популацијата, намаленото ниво на физичка активност, како и зголемена застапеност на прекумерната телесна маса и дебелината.

Покрај нив, постојат и дополнителни фактори кои се категоризираат во оваа група. Голем дел од нив се директно поврзани со исхраната, но значајна улога играат и факторите од животниот стил, како и психолошките аспекти. Најзначајни меѓу нив се: генетската предиспозиција, возраста (особено над 45 години), телесната маса, расната и етничката припадност, распределбата на масното ткиво, квалитетот на исхраната, физичката неактивност, депресијата, синдромот на полицистични јајници, како и хипертензијата (Richey, 2021).

Во овој контекст, примената на математички модели претставува современа и иновативна парадигма во анализата на клиничките и нутриционистичките податоци. Овие методи овозможуваат детекција на нелинеарни релации и сложени интеракции помеѓу биолошките варијабли и факторите од животниот стил, што придонесува за развој на предиктивни модели со висока точност и подобрена интерпретабилност. Дополнително, интеграцијата на математичката оптимизација во процесот на дизајнирање индивидуализирани

диететски режими претставува значаен исчекор кон персонализираната медицина и подобрување на клиничките исходи.

Поконкретно, целта на оваа студија е да ги идентификува клучните предиктивни фактори, да ја евалуира ефикасноста на различни модели и да предложи унифициран пристап за интерпретација на значењето на варијаблите. Методологијата што се применува се темели на хибриден и интердисциплинарен пристап. Емпириските податоци се прибрани од примерок на пациенти со дебелина, при што се опфатени демографските, антропометриските, биохемиските и варијаблите поврзани со начинот на живот.

Во почетната фаза е спроведена експлоративна и статистичка анализа со цел да се утврдат распределбите и корелациите помеѓу варијаблите. Понатаму, применети се супервизирани методи од машинското учење, вклучувајќи ги: логистичката регресија, случајната шума (Random Forest), градиентното бустирање (Gradient Boosting) и вештачките невронски мрежи, со цел конструирање прецизни предиктивни модели за проценка на ризикот од Т2ДМ.

1.2. Фактори на ризик, менаџмент и моделирање на дијабетес тип 2 во клинички и нутриционистички контекст

- А (A1C тестот): просечно ниво на гликоза во последните 3 месеци.
- В (Blood pressure): контрола на крвниот притисок.
- С (Cholesterol): управување со нивото на холестеролот за превенција на срцеви заболувања.

Со цел подобрување на предвидувањето на појавата на дијабетес мелитус тип 2 (Т2ДМ), современите истражувања сè повеќе се насочуваат кон примена на методи од машинското учење (ML) и математичкото моделирање. Овие пристапи овозможуваат откривање сложени, често нелинеарни интеракции помеѓу метаболичките индикатори, со што се унапредуваат можностите за рана дијагноза, превенција и персонализирано управување со болеста.

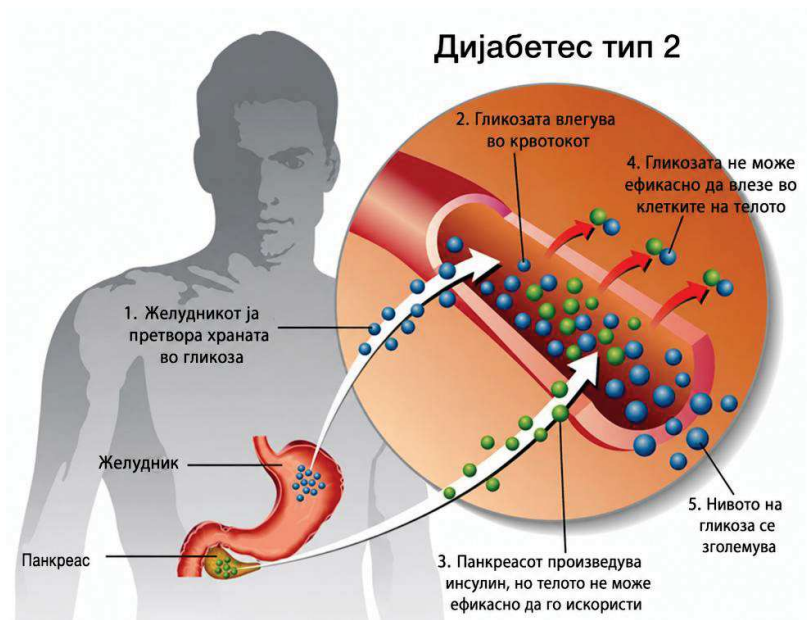
Кај популацијата со зголемен ризик, неправилните навики во исхраната и неконтролираниот внес на јаглехидрати често се присутни уште пред започнувањето на структурирано нутритивно советување (WHO, 2020). Во тој контекст, системот на лебни единици (ЛЕ) претставува еден од најчесто применуваните клинички алатки за контрола на внесот на јаглехидрати. Една лебна единица соодветствува на приближно 12 грама сварливи

јаглехидрати и овозможува практично и систематско планирање на оброците кај лицата со дијабетес (ADA, 2023). Дополнително, рамномерната распределба на јаглехидратите во текот на денот е поврзана со подобра гликемиска контрола и намалени гликемиски варијации (Evert et al., 2019).

Покрај нутритивните интервенции, во последните години значително се зголемува улогата на математичките модели во областа на нутриционизмот. Овие модели овозможуваат формално претставување на исхраната како систем дефиниран со ограничувања и оптимизациски цели, со што се овозможува креирање индивидуализирани и оптимизирани нутритивни планови (Ferguson et al., 2006; Knights et al., 2023).

Инсулинската резистенција претставува една од клучните патофизиолошки карактеристики на дијабетес тип 2. Таа се манифестира кога клетките ја намалуваат својата чувствителност на инсулин, што доведува до нарушен транспорт на гликозата во нив и нејзино акумулирање во крвта. На краток рок, неконтролираниот дијабетес може да се манифестира со симптоми како: замор, полидипсија (зголемена жед), полиурија (често мокрење) и заматен вид. На долг рок, состојбата е поврзана со сериозни компликации, вклучувајќи: кардиоваскуларни заболувања, нефропатија, ретинопатија, невропатија и други хронични нарушувања (Asif, 2014).

Иако дијабетес тип 2 традиционално се смета за хронична и неизлечива болест, современите научни сознанија укажуваат дека во одредени случаи е можно постигнување ремисија, особено преку навремени и соодветни интервенции во животниот стил (Sherwood, 2022). Сепак, ваквите подобрувања не секогаш бараат радикални промени; напротив, и малите, но конзистентни прилагодувања во исхраната и физичката активност можат да доведат до значајни придобивки за општото здравје и благосостојбата на поединецот (CDCP, 2021).



Слика 1. Производство на инсулин и гликоза кај дијабетес тип 2

Постојат три основни столбови на самоконтрола кај дијабетес мелитус тип 2: исхраната, фармаколошката терапија и физичката активност. Овие компоненти претставуваат клучни елементи во управувањето со болеста и одржувањето на стабилна гликемиска контрола.

Дијабетес мелитус тип 2 претставува метаболно нарушување кое значително го нарушува начинот на кој организмот ја користи гликозата (шеќерот), но истовремено влијае и врз метаболизмот на другите извори на енергија, вклучувајќи ги масните. Лицата со прекумерна телесна маса или дебелина се особено подложни на развој на оваа состојба, поради присуството на вишок калории кои не се соодветно метаболизирани и складирани.

Долготрајната консумација на храна со низок внес на растителни влакна, висока енергетска вредност и висок гликемиски товар, како и неповолен сооднос на полинезаситени масни киселини, претставува значаен фактор на ризик за развој на преддијабетес (Bansal, 2015). Дополнително, постојат силни корелации помеѓу дебелината, нездравите навики во исхраната и физичката неактивност како главни детерминанти за појава на преддијабетес (Mohajan & Kumar, 2023).

Со цел подобро разбирање и предвидување на појавата на дијабетес тип 2, современите истражувања сè повеќе се потпираат на компјутерски и математички пристапи. Техниките од машинското учење (ML) и математичкото моделирање покажуваат значителен потенцијал во откривањето комплексни интеракции помеѓу метаболичките индикатори (Knights et al., 2023;

Knights et al., 2024). Нивната примена опфаќа предиктивно моделирање на ефектите од нутритивните интервенции, следење на прогресијата на дебелината, како и оптимизација на алгоритми за контрола на телесната маса и класификација на заболувањата (Markovikj & Knights, 2022; Markovikj et al., 2023; Knights & Prčkovska, 2024).

Врз основа на овие теоретски и практични основи, ова истражување применува статистички модели и модели од машинското учење врз реални клинички податоци собрани во Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје. Со користење на логистичка регресија (Logistic Regression), случајна шума (Random Forest), градиентно бустирање (Gradient Boosting), хистограмски базирано градиентно бустирање (Histogram Gradient Boosting) и мултислоен перцептрон (Multilayer Perceptron), се анализира предиктивното влијание на варијаблите како што се: индексот на телесна маса (BMI), нивото на холестеролот, HbA1c и присуството на хипертензија. Овој интердисциплинарен пристап има за цел да придонесе за развој на податочно водени здравствени решенија за рана дијагностика и превенција на дијабетес тип 2 (Knights & Millaku, 2023; Knights et al., 2024).

Покрај тоа, прекумерната телесна маса, особено акумулацијата на масно ткиво во абдоминалниот регија и црниот дроб, ја зголемува потребата на организмот од инсулин. Ова води кон зголемено ниво на гликоза во крвта, што, доколку не се контролира, може да резултира со сериозни здравствени компликации (Delahanty, 2023).

1.3. Симптоми на дијабетес тип 2

Една од клучните карактеристики на дијабетес мелитус тип 2 е неговиот постепен развој, при што симптомите често не се препознаваат навремено. Сепак, постојат рани предупредувачки знаци на кои треба да се обрне внимание, како што се: заматен вид, постојано чувство на глад, намалено ниво на енергија, замор, прекумерна жед, зачестено мокрење, како и појава на болка или вкочанетост во екстремитетите (Richey, 2021).

Прекумерната телесна маса, особено акумулацијата на масно ткиво во абдоминалната регија и црниот дроб, доведува до зголемена потреба на организмот од инсулин. Оваа состојба придонесува за нарушување на гликемиската регулација и зголемување на нивото на гликоза во крвта.

Метформинот, како еден од најчесто применуваните лекови во третманот на дијабетес тип 2, може да влијае врз апсорпцијата на витамин Б12. Механизмот на ова дејство не е целосно

разјаснет, но се претпоставува дека е поврзан со нарушување на калциум-зависното врзување на комплексот витамин B12–интринзичен фактор за рецепторите во терминалниот илеум (Bell, 2022). Истражувањата укажуваат на постоење позитивна корелација помеѓу употребата на метформин и појавата на дефицит на витамин B12, што често е проследено со зголемени нивоа на хомоцистеин и намалени концентрации на фолна киселина.

Иако постојат одредени несогласувања во научната литература, поголемиот дел од студиите покажуваат дека повисоките дози на метформин се значајно поврзани со пониски нивоа на витамин B12, додека времетраењето на терапијата има помало влијание врз оваа појава. Поради тоа, се препорачува редовно следење на нивото на витамин B12 кај пациентите кои долгорочно се третираат со метформин (Khattab et al., 2023).

Пациентите со дијабетес мелитус тип 2 кои се на терапија со метформин се изложени на зголемен ризик од дефицит на витамин B12, што може да придонесе за поизразени симптоми на периферна невропатија. И покрај тоа, сè уште не постојат унифицирани клинички препораки кои експлицитно укажуваат на задолжителна суплементација со витамин B12 кај оваа популација (Pratama et al., 2022).



Слика 2. Симптоми на дијабетес

Едукацијата за самоуправување со дијабетес претставува фундаментална основа за информирање и зајакнување на пациентите, со цел тие ефикасно да управуваат со своето

здравје. Основната цел на оваа едукација е во согласност со современата филозофија на здравствена грижа, којашто го става пациентот во центарот на процесот на донесување одлуки и го поттикнува неговото активно учество во грижата за сопственото здравје.

Во тој контекст, пациентите треба да стекнат сеопфатни знаења за природата на болеста, како и за безбедно и соодветно задоволување на нивните секојдневни потреби. Дополнително, неопходно е тие да бидат информирани за различните терапевтски опции, нивните придобивки, потенцијалните ризици и економските аспекти, со цел да можат да направат информиран избор и да имплементираат соодветни промени во животниот стил и во пристапот кон решавање на здравствените предизвици.

Лицата со дијабетес мелитус тип 2 имаат потреба од континуирано следење и долгорочен третман за одржување на гликемиските вредности во рамките на препорачаните граници. Терапевтскиот пристап вклучува комбинација од модификации на животниот стил, мерки за самогрижа и фармаколошка терапија. Интеграцијата на овие стратегии значително придонесува за намалување на ризикот од појава на компликации. Управувањето со дијабетесот претставува доживотен процес кој бара континуирано учење, адаптација и поддршка (Delahanty, 2023).

Во рамките на нутритивниот менаџмент, од особено значење е контролата на внесот на јаглехидрати. Количината на јаглехидрати во одредена храна може да се утврди преку читање на декларациите за нутритивната вредност, користење стручна литература, специјализирани веб-ресурси или мобилни апликации, како и преку примена на системот за размена на намирници. Овие алатки им овозможуваат на пациентите попрецизно планирање на исхраната и подобра контрола на гликемискиот одговор.

1.4. Празнини во досегашните истражувања

И покрај значителниот напредок во истражувањето на дијабетес мелитус тип 2, сè уште постојат неколку суштински ограничувања кои ја намалуваат ефикасноста и применливоста на постојните модели:

- **Недоволна интеграција на нутритивните фактори и факторите на животниот стил.** Поголемиот дел од постојните модели се базираат на основни клинички параметри, како што се возраста, индексот на телесна маса (BMI) и нивото на гликоза во крвта, додека факторите

поврзани со исхраната, физичката активност и со социоекономскиот статус често се недоволно вклучени или целосно занемарени.

- **Хомогеност на предикторите.** Голем број модели користат сличен сет на традиционални варијабли, што ја ограничува нивната способност за прецизна и персонализирана предикција.

- **Недостиг на надворешна валидација.** Многу од развиените модели се тестирани само на една популација, што ја намалува нивната генерализабилност и применливост во различни географски и демографски контексти.

- **Недоволно разбирање на биолошките механизми.** И покрај напредокот, сè уште постојат значајни празнини во објаснувањето на транзицијата од нормален метаболизам кон дијабетес, особено во однос на динамичката интеракција помеѓу гликозата и инсулинот.

- **Недостиг од долгорочни модели кои ги вклучуваат животните навики.** Иако е добро познато дека исхраната и физичката активност играат клучна улога во превенцијата и во менаџментот на болеста, мал број модели ја анализираат нивната долгорочна ефективност.

- **Проблеми поврзани со квалитетот на податоците.** Овие предизвици вклучуваат:

- нерамномерна распределба на податоците (imbalanced datasets);
- недоволно обработени или несоодветно дефинирани варијабли;
- зголемен ризик од пристрасност (bias).

Овие ограничувања директно влијаат врз точноста, доверливоста и врз практичната примена на предиктивните модели во клиничката пракса.

2. ПРЕГЛЕД НА ЛИТЕРАТУРАТА

2.1. Општо за дијабетес мелитус тип 2

Дијабетес мелитус тип 2 (T2DM) претставува едно од најраспространетите хронични метаболички заболувања во современото општество, при што исхраната има централна улога во контролата на гликемијата, регулацијата на телесната маса и во превенцијата на долгорочните компликации. Американското здружение за дијабетес (ADA) ги објавува „Standards of Care in Diabetes—2026“, кои претставуваат водечки клинички препораки базирани на докази за дијагностика, превенција и управување со дијабетесот и преддијабетесот кај децата, адолесцентите и кај возрасните. Овие стандарди вклучуваат и стратегии за одложување на појавата на дијабетес тип 2, како и препораки за подобрување на здравствените исходи и намалување на коморбидитетите, особено дебелината (ADA, 2026).

Во контекст на нутритивната терапија, се нагласува дека не постои универзален пристап „еден план за сите“,

бидејќи нутритивните потреби се индивидуално условени од возраста, телесната маса, нивото на физичка активност, присуството на придружни заболувања, културните навики и од социоекономските услови (Evert et al., 2019; Iizuka & Yabe, 2023). Како практична алатка за планирање на оброците без сложени пресметки, се препорачува т.н. метод на дијабетична чинија („Diabetes Plate Method“). Овој метод подразбира чинија со дијаметар од околу 23 сантиметри (9 инчи), при што половина од просторот се исполнува со нескробен зеленчук, една четвртина со посни протеини, а преостанатата четвртина со квалитетни извори на јаглехидрати. Овој пристап овозможува балансиран внес на макронутриенти и подобра гликемиска контрола (ADA, 2024).

Современите истражувања укажуваат дека ултра-преработената храна и честата употреба на вештачки засладувачи се значајни фактори поврзани со зголемен ризик од дијабетес тип 2, дебелина и од други метаболички нарушувања (Fiolet et al., 2018; Srouf et al., 2019; Hall et al., 2020; Juul et al., 2022). Дополнително, одредени студии покажуваат дека некои засладувачи можат негативно да влијаат врз цревната микробиота и врз гликемиската регулација (Suez et al., 2014; Suez et al., 2022; WHO, 2023; Zhao et al., 2023).

Со оглед на силната поврзаност помеѓу дебелината и T2DM, одржливото намалување на телесната маса претставува составен дел од медицинската нутритивна терапија (MNT). Клиничките препораки укажуваат дека иницијалната редукција од 5–10% од телесната маса може значително да ја подобри гликемиската контрола и метаболичките параметри. Во таа насока, се препорачува создавање енергетски дефицит од 500–750 kcal дневно, што резултира

со диететски планови од приближно 1200–1500 kcal дневно за жени и 1500–1800 kcal дневно за мажи (Care et al., 2023).

Општиот научен консензус препорачува исхрана богата со нескробен зеленчук, мешунки, свежо овошје, интегрални житарки и млечни производи со ниска масленост, додека внесот на рафинирани јаглехидрати, додадени шеќери, транс-масни киселини и високопреработена храна треба да се ограничи (Petroni et al., 2021). Редовниот внес на растителни влакна е поврзан со подобра гликемиска регулација и понизок вкупен морталитет, при што препораките за лицата со Т2ДМ изнесуваат најмалку 14 грама влакна на 1000 kcal, односно околу 25 грама дневно за жени и 38 грама дневно за мажи (Muscogiuri et al., 2022).

Препораките за внес на протеини кај лицата со дијабетес тип 2 генерално се усогласени со оние за општата популација и изнесуваат 1,0–1,2 g/kg телесна маса (или коригирана телесна маса кај лица со прекумерна тежина и дебелина). Кај пациенти со дијабетична нефропатија се препорачува ограничување на внесот на околу 0,8 g/kg, но не под оваа вредност (Barea et al., 2021; Brown et al., 2023). Воедно, се потенцира значењето на изворот на протеините, при што предност им се дава на оние од растително потекло.

Покрај макронутриентите, недоволниот внес на одредени микронутриенти, како што се магнезиумот, витаминот D, хромот, цинкот и витаминот B12, може негативно да влијае врз гликемиската контрола и врз управувањето со болеста (Pittas et al., 2007; Jayawardena et al., 2012; Barbagallo et al., 2015; Yin, 2015). Иако рутинска суплементација не се препорачува, мониторирањето на нивото на витамин B12 е оправдано кај пациенти кои се на долготрајна терапија со метформин (Iizuka & Yabe, 2023).

Дополнително, времето и распределбата на оброците имаат значајно влијание врз гликемиската стабилност. Редовното појаднување, поголемиот внес на јаглехидрати во текот на денот, избегнувањето доцни и обилни вечери, како и контролираниот внес на јаглехидрати во вечерните часови, се поврзани со подобра регулација на гликемијата (Pafili & Dimosthenopoulos, 2021).

И покрај бројните препораки, сè уште не постои универзален „идеален“ нутритивен модел кој е применлив за сите пациенти со дијабетес тип 2. Индивидуализираниот пристап останува златен стандард, при што метитеранската исхрана се издвојува како една од најперспективните стратегии за долгорочно управување со болеста. Овој модел обично вклучува 40–50 % јаглехидрати, 15–25 % протеини и 25–35 % масти, со ограничување на заситените масти под 7 % и соодветен внес на влакна и микронутриенти (Minari et al., 2023).

Дислипидемијата и хипертензијата претставуваат два значајни фактори на ризик за кардиоваскуларни заболувања коишто често коегзистираат со дијабетесот (Li et al., 2023).

Истовременото присуство на дислипидемија, хипергликемија, хипертензија и на дебелина дополнително ја зголемува подложноста на пациентите кон кардиоваскуларни компликации (IDF, 2015; Li X et al., 2023).

Долготрајната консумација на храна со низок внес на растителни влакна, висока енергетска вредност и со висок гликемиски товар претставува значаен фактор на ризик за развој на предиабетес (Bansal, 2015). Дополнително, жените со гестациски дијабетес или со синдром на полицистични јајници имаат зголемен ризик од развој на оваа состојба (Tarvonen et al., 2021; Bell et al., 2020).

Прекумерната телесна маса и дебелината се силни предиктори за развој на предиабетес, при што постои значајна поврзаност со физичката неактивност, нездравата исхрана, стресот и со заморот (Mohajan & Kumar, 2023; Knights & Millaku, 2023). Дополнително, кај пациентите со дијабетес постои зголемена веројатност за појава на хипертензија и дислипидемија, што значително го зголемува ризикот од срцев и од мозочен удар.

Современите истражувања во областа на математичкото моделирање и на машинското учење покажуваат ветувачки резултати при нивната примена во нутриционизмот и во третманот на дебелината. Овие пристапи овозможуваат предикција и симулација на телесната маса и на биохемиските параметри, како и оптимизација на алгоритмите за класификација на заболувањата поврзани со дебелината (Knights et al., 2023; Knights et al., 2024; Knights & Damjanovska, 2024). Примената на регресивни модели и анализата на факторите коишто влијаат врз телесната маса претставуваат значаен придонес кон подобро разбирање на комплексните интеракции помеѓу клиничките, биохемиските и животните варијабли (Knights & Prčkovska, 2024; Markovikj et al., 2022).

И покрај добро документираните придобивки од физичката активност во превенцијата на дијабетес тип 2, во литературата сè уште постои недостиг од валидирани модели кои можат да ги предвидат долгорочните ефекти од физичката активност врз прогресијата на болеста и да поддржат персонализирана проценка на ризикот (De Paola et al., 2024).

Имајќи ги предвид овие сознанија, во ова истражување се применуваат математички модели и техники на машинско учење врз реални клинички податоци, при што строго се почитуваат етичките принципи на доверливост. Податоците се добиени од Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје. Во анализата се користат модели како логистичка регресија, дрвја на одлука и методот на К-најблиски соседи, со цел проценка на предиктивната вредност на варијаблите како што се индексот на телесна маса (BMI), холестеролот, HbA1c и хипертензијата.

2.2. Нутрициоистички третман

Модификацијата на животниот стил кај пациентите, којашто вклучува соодветен диететски режим, физичка активност и бихејвиорална терапија, претставува клучен пристап за постигнување и за одржување на редукцијата на телесната маса. Овие интервенции можат да се применуваат во комбинација со различни диететски пристапи, како што се диетите со низок внес на јаглехидрати, нискомасните диети, диетите со низок гликемиски индекс и медитеранската исхрана. Истражувањата покажуваат дека умереното намалување на тежината (од 5% до 10% од вкупната телесна маса) е поврзано со значајни подобрувања во гликемиската контрола, липидниот профил, крвниот притисок и во другите кардиоваскуларни фактори на ризик (Vetter, 2014).

Препорачаниот внес на калории за одржување на телесната маса варира во зависност од возраста, полот, висината, тежината и од нивото на физичка активност. Општите насоки се следните (Delahanty, 2023):

- активни лица: приближно 15 kcal/kg телесна маса,
- повеќето жени, седентарни мажи и лица над 55 години: околу 13 kcal/kg,
- седентарни жени и лица со дебелина: околу 10 kcal/kg,
- бремени жени и доилки: 15–17 kcal/kg.

Според Американското здружение за дијабетес (ADA, 2016), намалувањето на телесната маса бара создавање енергетски дефицит од 500 до 750 kcal дневно, што соодветствува на вкупен дневен внес од приближно 1200–1500 kcal за жени и 1500–1800 kcal за мажи. Кај пациентите со дебелина и со дијабетес тип 2, одржливото намалување од најмалку 5% од почетната телесна маса доведува до подобрување на гликемиската контрола и до намалена потреба од фармаколошка терапија (ADA, 2017). Поголемата редукција на тежината дополнително придонесува за подобрување на липидниот статус и на крвниот притисок, при што се препорачува цел од најмалку 7%.

Зголемената комплексност при планирањето на исхраната ја наметнува потребата од примена на напредни аналитички методи коишто ќе ги интегрираат нутритивните потреби, достапноста на храната и економските ограничувања. Традиционалните пристапи, коишто се базираат на рачни пресметки или на едноставни евристички алатки, се временски неефикасни и подложни на грешки (Traill & Meulenberg, 2002).

Оптимизацијата на нутритивните услуги и планирањето на менијата стануваат суштински процеси, водени од потребата за справување со растечката инциденца на хроничните заболувања, намалувањето на негативните влијанија врз животната средина и од управувањето со комплексните нутритивни и економски барања (Koroušić Seljak, 2009). Традиционалното планирање често се базира на методот на обиди и грешки, којшто тешко ги балансира факторите како што се нутритивната усогласеност, буџетските ограничувања и преференциите на корисниците (Wicaksono et al., 2025). Поради порастот на кардиоваскуларните заболувања и на другите хронични состојби, се јавува потреба од премин од „соодветна“ кон „оптимална“ исхрана (Dawczynski et al., 2021).

Современите техники за оптимизација, вклучувајќи го линеарното и нелинеарното програмирање, како и еволутивните алгоритми, овозможуваат дизајнирање нутритивно избалансирани и кардиопротективни диети. Овие пристапи обезбедуваат прецизно балансирање на макронутриентите и високо ниво на нутритивна соодветност.

2.3. Императив за исхрана и јавно здравје

Планирањето на менијата може да се дефинира како повеќедимензионален оптимизациски проблем (сличен на проблемот на ранец), кој е комплексен поради големиот број можни комбинации на храна и постоењето на повеќе, често спротивставени цели. Оптимизацијата е неопходна за:

- (i) подобрување на времето и на квалитетот на планирање,
- (ii) ефикасно искористување на ресурсите и
- (iii) ориентација кон потребите на корисниците (Seljak, 2009; Wicaksono et al., 2025).

Додека рачното планирање може да трае со часови, компјутерските методи овозможуваат брзо пронаоѓање парето-оптимални решенија, честопати за неколку минути, со повисок квалитет на нутритивниот состав. Дополнително, овие методи овозможуваат поефикасно управување со работната сила, опремата и со буџетите, што е особено важно при опслужувањето на различни популациски групи (Seljak, 2009).

Примената на машинското учење, како што се алгоритмите од типот Random Forest, овозможува подобро разбирање и предвидување на преференциите на корисниците, со што се подобрува задоволството и се поддржуваат одржливи практики во исхраната (Wicaksono et al., 2025).

Табела 1. Резиме на придобивките од оптимизацијата (Kroushić Seljak, 2009; Dawczynski et al., 2021; Kokostensalo et al., 2025; Wicaksono et al., 2025; van Wonderen et al., 2025 & 2026).

Карактеристика	Традиционално планирање	Оптимизирано планирање
Нутритивна цел	Често пати не ги исполнува сите упатства	Постигнува прецизна нутритивна адекватност
Управување со отпад	Високи стапки на прекумерно производство	Го минимизира отпадот преку подобро предвидување
Брзина на планирање	30 минути до 3 часа за дневно мени	Од секунди до минути за повеќе неделни планови
Економска вредност	Високи трошоци поради обиди и грешки	Ги минимизира оперативните трошоци и трошоците за испорака

Имајќи ги предвид потребите на крајните корисници, односно потрошувачите, за брзи, јасни и разбирливи информации, развиени се различни визуелни системи за означување на нутритивниот квалитет на храната. Еден од најшироко применуваните системи е Nutri-Score, кој претставува визуелен модел за класификација на храната според нејзиниот нутритивен профил. Овој систем функционира на принципот на „семафор“, овозможувајќи им на потрошувачите полесно да донесуваат информирани одлуки при изборот на храна (Tseng et al., 2018; Del-Ponte et al., 2019; Effatpanah et al., 2019; Händel et al., 2021; Talebi et al., 2022; Peters & Verhagen, 2024).

Nutri-Score се состои од скала означена со букви од А до Е, при што секоја буква е поврзана со специфична боја. Храната класифицирана со „А“ има највисок нутритивен квалитет, додека храната со „Е“ има најнизок. На пример, интегралните житни производи често добиваат оцена „А“, додека чоколадото најчесто се класифицира со „Е“, што укажува на потребата од внимателно балансирање при планирањето на дневниот внес.

Во рамките на предложениот концептуален модел, Nutri-Score системот се користи како основа за доделување тежини (приоритети) во оптимизацискиот модел. Така, храната со оцена „А“ добива највисок приоритет, додека храната со оцена „Е“ најнизок. Основната цел е примена на математичка оптимизација, особено линеарно програмирање (LP), кое овозможува

систематско балансирање на нутритивната адекватност и економските ограничувања. Овој пристап има долга традиција во науката за исхрана, започнувајќи со класичниот „проблем на диетата“ (Dantzig, 1963).

Во нутриционистичките модели, линеарното програмирање ги третира прехранбените производи како одлучувачки променливи, додека нивната нутритивна содржина и цената претставуваат параметри. Нутритивните барања се формулираат како систем на линеарни нееднаквости, при што се идентификуваат решенија што обезбедуваат нутритивно адекватни и економски прифатливи диети (Briend et al., 2003; Darmon et al., 2002). Симплекс методот, како еден од најшироко користените алгоритми за решавање на ваквите проблеми, овозможува ефикасно пронаоѓање на оптимални решенија и е широко применет во теоретски и во практични контексти (Vanderbei, 2015).

Примената на линеарното програмирање опфаќа повеќе области, вклучувајќи дизајн на функционална храна со прилагодени нутритивни профили, институционалното планирање на исхрана и развојот на економични потрошувачки кошнички (Betoret et al., 2011; Bigliardi & Galati, 2013; van Dooren, 2018). Овој тренд е особено значаен во контекст на стареењето на населението и зголемените здравствени трошоци (Jędrusek-Golińska et al., 2020).

Современите истражувања дополнително го унапредуваат овој пристап. На пример, Miow et al. (2025) ја нагласуваат способноста на моделите да ги идентификуваат критичните („проблематични“) хранливи материи во исхраната, додека Prajapati et al. (2025) интегрираат напредни оптимизациски алатки како Gurobi во моделирањето на исхраната. Дополнително, повеќекритериумските модели овозможуваат истовремено балансирање на трошоците и нутритивната вредност (Coenen et al., 2022), додека други студии се фокусираат на подобрување на интерпретабилноста и практичната примена на моделите (Ot, 2024; Ajoob, 2024).

Теоретските основи на линеарното програмирање продолжуваат да се развиваат, особено во контекст на одржливи прехранбени системи и буџетско планирање (van Dooren, 2018; Khoshaim, 2021). Истовремено, неговата практична релевантност се потврдува преку примени во индустријата и јавното здравство.

Сумирано, симплекс методот претставува моќна и транспарентна алатка за оптимизација на исхраната, овозможувајќи дизајнирање диети коишто се нутритивно соодветни, економски одржливи и прилагодени на современите потреби на населението.

2.4. Цели на диеталниот третман на дијабетес

Целите на диеталниот третман на дијабетесот се следните (Asif, 2014):

- ✓ Постигнување и одржување на оптимално ниво на гликоза во крвта.
- ✓ Постигнување на соодветен липиден профил.
- ✓ Обезбедување доволен енергетски внес за одржување на здрава телесна маса, нормален раст и развој, вклучително и за време на бременост и лактација.
- ✓ Превенција, одложување и третман на компликациите поврзани со дијабетесот.
- ✓ Унапредување на општото здравје преку балансирана и квалитетна исхрана.

2.5. Важноста на диетата

Промените во начинот на исхрана претставуваат суштински дел од управувањето со дијабетес тип 2. Во овој контекст, често се користи концептот „ABC на дијабетесот“, кој ги опфаќа трите клучни параметри: A1C (гликозилиран хемоглобин), крвниот притисок и холестеролот. Одржувањето на овие параметри во препорачаните граници значително го намалува ризикот од компликации, од оштетувања на очите, бубрезите, нервите и на кардиоваскуларниот систем.

2.6. Препорачана исхрана кај дијабетес тип 2

Исхраната кај лица со дијабетес тип 2 треба да вклучува разновидни и нутритивно вредни намирници (Grey & Link, 2021), како што се: овошје (јаболка, портокали, бобинки, дињи, круши, праски); зеленчук (брокула, карфиол, спанаќ, краставици, тиквички); цели зрна (овес, киноа, кафеав ориз); мешунки (грав, леќа, наут); јаткасти плодови и семиња; извори на протеини (живина, риба, тофу); здрави масти (маслиново масло, авокадо); пијалаци без додаден шеќер (вода, чај, црно кафе).

Диететскиот модел треба да се базира на внес на незаситени масни киселини, редовна консумација на овошје, зеленчук и цели зрна, како и ограничување на црвеното месо и преработените производи (ADA, 2003; Barnard, 2005; ADA, 2010).

Современите препораки укажуваат дека оптималната исхрана за дијабетес тип 2 се заснова на минимално обработена храна, богата со растителни влакна, умерен внес на сложени јаглехидрати, квалитетни протеини и здрави масти, со значително ограничување на додадените шеќери и рафинираните производи (Migala, 2021).

2.7. Врската меѓу дијабетес тип 2 и дебелината

Дебелината претставува комплексна состојба којашто најчесто е резултат на интеракција помеѓу наследните, физиолошките и факторите на животната средина, во комбинација со начинот на исхрана, со нивото на физичка активност и со животниот стил.

Регулацијата на внесот на храна е под контрола на централниот нервен систем, особено на хипоталамусот, каде што се наоѓаат два функционално поврзани центри – центарот за глад и центарот за ситост (Симовска, 2013). Овие центри примаат сигнали преку два главни механизми:

- Преку крвта, односно преку промени во концентрацијата на хранливи материи и хормони.
- Преку нервниот систем, преку сетилни стимули како мирис, вкус и визуелен изглед на храната, како и преку активноста на гастроинтестиналниот нервен систем.

2.8. Режим на исхрана кај лица со дијабетес

Режимот на исхрана кај лицата со дијабетес варира во зависност од културните навики, од начинот на живот, од телесната маса и од индивидуалните преференции. Оттука, современите препораки се насочени кон индивидуализиран пристап во нутриционистичката терапија, којшто е приспособен на специфичните потреби и цели на пациентот (Iizuka & Yabe, 2023).

Стандардизацијата на единствен диететски модел е ограничена поради варијациите во телесната конституција, возраста, животниот стил и во социокултурните карактеристики, кои можат да се разликуваат не само меѓу земјите, туку и меѓу регионите во рамки на една иста земја.

Дијабетес тип 2 се карактеризира со намалено лачење на инсулин од панкреасот, намалена чувствителност на ткивата на инсулин или со комбинација од двете состојби. Оваа состојба се разликува од дијабетес тип 1, којшто е резултат на автоимуно уништување на бета-клетките и на апсолутен недостаток на инсулин.

Хипергликемијата, односно хронично покаченото ниво на гликоза во крвта, е централна карактеристика на дијабетес тип 2. Лицата со прекумерна телесна маса и дебелина се изложени на поголем ризик, поради акумулација на енергетски вишок кој не е адекватно метаболизиран.

Дијабетесот претставува значаен фактор за морбидитет и за морталитет, особено во контекст на кардиоваскуларните заболувања. Лицата со дијабетес имаат 2 до 4 пати поголем ризик од развој на кардиоваскуларни заболувања во споредба со општата популација (IDF, 2015).

Често се јавува коегзистенција на повеќе фактори на ризик, како што се:

- дислипидемија,
- хипертензија,
- хипергликемија,
- дебелина.

што дополнително ја зголемува веројатноста за кардиоваскуларни компликации (Li et al., 2023).

Глобалниот товар на дијабетесот е во постојан пораст. Според најновите податоци на Меѓународната федерација за дијабетес (IDF, 2025), приближно 11,1% од возрасната популација (20 – 79 години), односно секое деветто лице, живее со дијабетес, при што значителен дел од нив не се свесни за својата состојба.

Проекциите укажуваат дека до 2050 година, бројот на заболени ќе достигне околу 853 милиони лица, што претставува пораст од 46%. Притоа, повеќе од 90% од овие случаи се однесуваат на дијабетес тип 2.

Клучните фактори што придонесуваат за оваа појава се:

- урбанизацијата,
- стареењето на популацијата,
- намалената физичка активност,
- зголемената преваленца на дебелина.

Современите истражувања нудат напредок во три главни насоки: технолошка, биолошка и фармаколошка. Технолошките иновации, како што е развојот на вештачки панкреас, веќе наоѓаат примена во клиничката пракса. Биолошките пристапи, како трансплантацијата на панкреас или островски клетки, сè уште се ограничени, но покажуваат потенцијал.

Фармаколошките истражувања, пак, се сметаат за најперспективни во намалувањето на товарот од болеста (Shomali, 2012).

Долготрајната исхрана со висок калориски внес, низок внес на растителни влакна, висок гликемиски товар и неповолен липиден состав претставува значаен фактор на ризик за развој на преддијабетес (Bansal, 2015).

Дополнително, одредени групи имаат зголемен ризик, како што се:

- жени со историја на гестациски дијабетес,
- жени со синдром на полицистични јајници (PCOS).

додека преддијабетесот пред бременост го зголемува ризикот за гестациски дијабетес (Bell et al., 2020; Tarvonen et al., 2021).

Преддијабетесот и дијабетес тип 2 имаат слична патофизиологија и заеднички фактор на ризик, меѓу кои доминираат дебелината и физичката неактивност (Mohajan & Kumar, 2023).

Лицата со дијабетес често имаат и придружни состојби како хипертензија и хиперхолестеролемија, што значително го зголемува ризикот од срцев и мозочен удар.

Во тој контекст, особено важно е управувањето со т.н. „ABC на дијабетесот“:

- **A (HbA1c)** – индикатор за просечното ниво на гликоза во крвта во последните 2–3 месеци.
- **B (Blood pressure)** – контрола на крвниот притисок.
- **C (Cholesterol)** – контрола на липидниот профил.

Со цел подобро разбирање и предвидување на дијабетес тип 2, современите истражувања сè повеќе применуваат компјутерски методи. Техниките на машинското учење и математичкото моделирање овозможуваат идентификација на сложени интеракции помеѓу метаболичките параметри и факторите на ризик (Knights et al., 2023; 2024).

Овие пристапи се користат за:

- предикција на развој на болеста,
- анализа на нутритивни интервенции,

- оптимизација на телесната маса,
- класификација на пациенти според ризик.

Во рамките на ова истражување, се применуваат статистички и ML методи врз реални клинички податоци од Универзитетски клинички центар „Мајка Тереза“ – Скопје. Користени се модели како логистичка регресија, k-најблиски соседи (KNN) и одлучувачки дрва, со цел да се процени влијанието на параметри како BMI, холестерол, HbA1c и хипертензија врз ризикот од T2DM.

Овој интердисциплинарен пристап претставува значаен чекор кон развој на персонализирани и податочно-базирани стратегии за рана дијагноза и за превенција на дијабетес тип 2 (Knights & Millaku, 2023; Knights et al., 2024).

2.9. Храна што треба да се ограничи или избегнува кај дијабетес тип 2

Познато е дека одредени видови храна придонесуваат за зголемување на нивото на гликоза во крвта и поттикнуваат нездраво зголемување на телесната маса. Затоа, кај лица со дијабетес тип 2 се препорачува ограничување или избегнување на следните намирници (Migala, 2021): чипс, колачиња и торти, бел леб и рафинирани тестенини, конзервирани супи (поради високата содржина на натриум), готови оброци за микробранова печка (често богати со натриум и заситени масти), бонбони и производи со додадени шеќери, извори на заситени масти (сланина, масни парчиња месо). Ограничувањето на овие производи е клучно за подобра гликемиска контрола и намалување на ризикот од компликации.

2.10. Физичка активност

Редовната физичка активност има значајна улога во управувањето со дијабетес тип 2. Таа им помага на клетките поефикасно да ја апсорбираат гликозата, што резултира со намалување на нивото на шеќер во крвта. Дополнително, физичката активност придонесува за намалување на телесната маса, за контрола на холестеролот и за регулирање на крвниот притисок.

Пациентите треба редовно да ги информираат својот лекар и диететичар за нивото и за видот на физичка активност, со цел да се обезбеди соодветна рамнотежа помеѓу исхраната, терапијата и вежбањето.

Редовната аеробна физичка активност носи бројни придобивки, меѓу кои:

- намалена потреба за инсулин,
- намален ризик од дебелина,
- намален ризик од кардиоваскуларни заболувања.

Вежбањето позитивно влијае врз липидниот профил преку намалување на вкупниот холестерол и на триглицеридите, како и подобрување на односот помеѓу LDL („лош“) и HDL („добар“) холестерол. Исто така, придонесува за намалување на крвниот притисок и на нивото на стрес.

Пешачењето претставува еден од наједноставните и најбезбедните облици на физичка активност, кој може да се практикува без специјална опрема и со минимален ризик од повреди.

Поради можни варијации во нивото на гликоза, се препорачува физичката активност да биде контролирана и, по можност, надгледувана. Според препораките на Американското здружение за дијабетес (ADA), редовната физичка активност значително го подобрува крвниот притисок и гликемиската контрола.

Истражувањата покажуваат дека најмалку **150 минути умерена физичка активност неделно** можат да го намалат ризикот од срцеви заболувања и од предвремена смрт. Наместо ова да се гледа како една единствена цел, се препорачува поделба на помали цели, како на пример:

- 50 минути, 3 пати неделно,
- 30 минути, 5 пати неделно,
- 25 минути, 6 пати неделно.

За оптимални резултати, важно е да не поминуваат повеќе од 48 часа помеѓу две сесии на вежбање и да се одржува континуитет (5–6 дена неделно).

Редовната активност ги одржува мускулите во состојба на зголемено внесување на гликоза, што е клучно за стабилна гликемија.

Различни типови на физичка активност покажуваат позитивни ефекти:

- а. аеробни вежби,
- б. вежби со отпор (силов тренинг),
- ц. комбиниран тренинг,
- д. интервален тренинг со висок интензитет (НИТ),
- е. компаративни програми на вежбање.

Овие пристапи ја подобруваат инсулинската чувствителност, ја намалуваат постпрандијалната хипергликемија и го редуцираат кардиоваскуларниот ризик (Kanaley et al., 2022). Краткорочните и долгорочните програми за вежбање ја подобруваат физичката кондиција, метаболичкото здравје и на кардиоваскуларната функција кај лицата со нарушена гликемиска контрола. Комбинацијата на аеробни вежби и вежби со отпор претставува особено ефективен пристап во управувањето со дијабетес тип 2 (Batrakoulis, 2022).

Дијабетес мелитус тип 2 (Т2ДМ) претставува едно од најраспространетите хронични метаболички заболувања во современото општество, при што исхраната има клучна улога во контролата на гликемијата, на телесната маса и на превенцијата на долгорочни компликации. Американското здружение за дијабетес (ADA) ги објавува Standards of Care in Diabetes—2026, кои претставуваат водечки, доказно-базирани клинички препораки за дијагностика, превенција и управување со дијабетес и преддијабетес кај деца, адолесценти и возрасни. Овие стандарди опфаќаат и стратегии за одложување на појавата на дијабетес тип 2, како и препораки за подобрување на здравствените исходи и намалување на коморбидитетите, особено дебелината (ADA, 2026).

Студиите ја докажуваат важноста на добрите навики во исхраната за спречување на појавата на хронични заболувања (Rosi et al, 2020). Храната богата со растителни влакна е широко користена во превенцијата на овие патологии (Santos, 2017). Проценките укажуваат на поголема потрошувачка на едноставни јаглехидрати, што директно корелира со нарушувањето

на метаболизмот на гликозата, кое се карактеризира со покачена гликемија на гладно (Lim, 2009).

Во контекст на нутритивната терапија, ADA нагласува дека не постои универзален „еден план за сите“, бидејќи нутритивните потреби варираат во зависност од возраста, телесната маса, степенот на физичка активност, коморбидитетите, културните навики и од соцоекономските услови на поединецот (Evert et al., 2019; Iizuka & Yabe, 2023). Како практична алатка за планирање на оброци без сложени пресметки, ADA го препорачува Diabetes Plate Method (метод на чинија со дијаметар од 9 инчи), при што половина од чинијата се исполнува со нескробен зеленчук, една четвртина со посни извори на протеини и една четвртина со квалитетни јаглехидрати, што овозможува балансиран внес на макронутриенти и подобра гликемиска контрола (ADA, 2024).

Современата литература укажува дека ултра-преработената храна и честата употреба на вештачки засладувачи се значајни фактори поврзани со зголемен ризик од дијабетес тип 2, дебелина и нарушувања на метаболизмот (Fiolet et al., 2018; Srouf et al., 2019; Hall et al., 2020; Juul et al., 2022). Дополнително, некои студии укажуваат дека одредени засладувачи можат негативно да влијаат врз цревната микробиота и гликемиската регулација (Suez et al., 2014; Suez et al., 2022; WHO, 2023; Zhao et al., 2023).

Со оглед на тесната поврзаност помеѓу дебелината и Т2ДМ, одржливото намалување на телесната маса претставува составен дел од (медицинската нутритивна терапија) medical nutrition therapy (MNT). Клиничките препораки укажуваат дека почетна редукција од 5–10 % од телесната маса може значително да ја подобри гликемиската контрола и метаболичките параметри, при што се препорачува енергетски дефицит од 500–750 kcal дневно. Ова резултира со планови за исхрана од приближно 1200–1500 kcal/ден за жени и 1500–1800 kcal/ден за мажи (Care et al., 2023).

Општиот научен консензус препорачува исхрана богата со нескробен зеленчук, мешунки, свежо овошје, интегрални житарки и млечни производи со ниска масленост, додека внесот на рафинирани јаглехидрати, додадени шеќери, транс-масти и на високопреработена храна треба да се ограничи (Petroni et al., 2021). Редовниот внес на растителни влакна е поврзан со подобра регулација на гликемијата и со понизок вкупен морталитет, при што препораките за лицата со Т2ДМ изнесуваат најмалку 14 g влакна на 1000 kcal внесени, односно околу 25 g/ден за жени и 38 g/ден за мажи (Muscogiuri et al., 2022).

Препораките за протеински внес кај лица со дијабетес тип 2 генерално се усогласени со оние за општата популација и изнесуваат 1,0–1,2 g/kg телесна маса, или коригирана телесна маса кај лица со прекумерна тежина и дебелина. Кај пациенти со дијабетична нефропатија се

препорачува ограничување на внесот на околу 0,8 g/kg, но не под оваа вредност (Barea et al., 2021; Brown et al., 2023). Дополнително, се нагласува значењето на изворот и на квалитетот на протеините, со предност на протеините од растително потекло.

Покрај макронутриентите, недоволниот внес на одредени микронутриенти, како што се магнезиум, витамин Д, хром, цинк и витамин B12, може негативно да влијае врз гликемиската регулација и врз управувањето со дијабетесот (Barbagallo et al., 2015; Pittas et al., 2007; Yin, 2015; Jayawardena et al., 2012). Иако рутинска суплементација не се препорачува, следењето на нивото на витамин B12 е оправдано кај пациенти на долготрајна терапија со метформин (Iizuka & Yabe, 2023).

Истражувањата дополнително укажуваат дека распределбата и тајмингот на оброците имаат значајна улога во управувањето со T2DM. Редовното појадување, поголем внес на јаглехидрати за време на ручек, избегнување доцни и обилни вечери и контролиран внес на јаглехидрати во последниот оброк се поврзани со подобра гликемска стабилност (Pafili & Dimosthenopoulos, 2021).

И покрај бројните препораки, сè уште не постои консензус за „идеален“ нутритивен модел применлив за сите пациенти со дијабетес тип 2. Индивидуалниот пристап останува златен стандард, при што медитеранската исхрана, со умерен внес на јаглехидрати и масти, се издвојува како една од најперспективните стратегии за долгорочно управување со T2DM. Препорачаниот состав вклучува 40–50 % јаглехидрати, 15–25 % протеини и 25–35 % масти, со ограничување на заситените масти под 7% и доволен внес на влакна и микронутриенти (Minari et al., 2023).

2.11. Проблеми предизвикани од дијабетес

Дијабетес мелитус тип 2 може да доведе до бројни сериозни компликации кои зафаќаат различни органски системи. Најчестите компликации вклучуваат:

Кардиоваскуларни заболувања: Дијабетесот значително го зголемува ризикот од срцев и од мозочен удар, како и од периферна артериска болест, поради оштетување на крвните садови.

Бубрежни заболувања (нефропатија): Долготрајната хипергликемија може да ги оштети гломерулите, што води до постепено намалување на бубрежната функција и може да доведе до бубрежна слабост.

Очни компликации (дијабетична ретинопатија): Оштетувањето на малите крвни садови во ретината може да доведе до нарушување на видот и слепило.

Невропатија: Високото ниво на гликоза во крвта може да предизвика оштетување на периферните нерви, коешто се манифестира со појава на болка, пецкање, вкочанетост и со губење на чувството, особено во екстремитетите.

Проблеми со стапалата: Намалената циркулација и невропатијата го зголемуваат ризикот од улцерации, инфекции и (во тешки случаи) ампутација.

Зголемен ризик од инфекции: Ослабениот имунолошки систем ги прави пациентите поподложни на бактериски и габични инфекции.

Сексуална дисфункција: Дијабетесот може да влијае врз сексуалното здравје кај двата пола, најчесто преку васкуларни и невролошки механизми.

Намалување на слухот: Одредени истражувања укажуваат на поврзаност помеѓу дијабетесот и зголемен ризик од губење на слухот.

Гастропареза: Оштетувањето на нервите коишто го контролираат желудникот може да доведе до забавено празнење и дигестивни нарушувања.

Стоматолошки проблеми: Зголемен ризик од заболувања на непцата и од кариес, како резултат на покачено ниво на гликоза во плунката.

2.12. Едукација на лицата со дијабетес тип 2

Едукацијата претставува клучен елемент во управувањето со дијабетес тип 2. Таа е насочена кон развивање на знаења и практични вештини кои им овозможуваат на пациентите ефикасно да ја контролираат болеста, да го подобрат квалитетот на животот и да го намалат ризикот од компликации.

Овој процес опфаќа разбирање на принципите на здравата исхрана, значењето на физичката активност, правилната употреба на терапијата, редовното следење на гликемијата, како и препознавањето и управувањето со компликациите.

2.12.1. Клучни области во едукацијата за дијабетес

- **Исхрана:** Усвојување на здрави навики, контрола на порциите и правилно балансирање на макронутриентите со цел стабилизирање на гликемијата.
- **Физичка активност:** Разбирање на улогата на редовното вежбање во подобрување на инсулинската чувствителност и општото здравје.
- **Менаџирање на терапијата:** Правилна употреба на лекови, разбирање на нивното дејство и препознавање на можни несакани ефекти.
- **Следење на гликемијата:** Редовно мерење на нивото на шеќер во крвта, интерпретација на резултатите и соодветно прилагодување на терапијата.
- **Препознавање на компликации:** Рано идентификување на симптоми и преземање мерки за нивна превенција и контрола.
- **Психолошка поддршка:** Развивање на стратегии за справување со стресот и емоционалните предизвици поврзани со хроничната болест.

2.12.2. Придобивки од едукацијата за дијабетес

- **Подобрена гликемиска контрола:** Информираните пациенти носат подобри одлуки во однос на исхраната, активноста и терапијата.
- **Зголемена самостојност:** Пациентите стекнуваат доверба и способности за самостојно управување со состојбата.
- **Намален ризик од компликации:** Со правилно управување значително се намалува појавата на долготрајни здравствени проблеми.
- **Подобрен квалитет на живот:** Пациентите се мотивираат да водат активен и здрав живот.
- **Намалено оптоварување на здравствениот систем:** Ефикасното самоуправување ја намалува потребата од чести хоспитализации и итни медицински интервенции.

2.12.3. Општи препораки за исхрана за лица со дијабетес

Гликемиски индекс како фактор

Лицата со дијабетес, пред да започнат да ги следат правилата и препораките за исхрана, неопходно е да бидат информирани за гликемискиот индекс (ГИ). Тој им помага да направат

правилен и информиран избор на храна без задолжително броење калории. Во спротивно, поради недостиг на информации, може да внесуваат „празни калории“ кои не обезбедуваат нутритивна вредност, туку само го зголемуваат нивото на енергија која организмот не може ефикасно да ја искористи.

Познавањето и примената на гликемискиот индекс кај лицата со дијабетес тип 1 и тип 2 придонесува за минимален пораст на постпрандијалната гликемија (нивото на шеќер во крвта во период до 2 часа по оброк).

Гликемискиот индекс претставува нумеричка скала со која се рангираат јаглехидратите во храната според нивното влијание врз гликемиската реакција, односно брзината со која се трансформираат во глукоза во организмот. Неговата употреба треба да биде дополнителна алатка за подобра контрола на дијабетесот. Главната придобивка од користењето на ГИ е подобра општа гликемска контрола, во споредба со само пресметување на внесените јаглехидрати.

Гликемискиот индекс се пресметува на скала од 0 до 100 и повеќе, при што вредноста 100 ја има чистата глукоза, која служи како референтна точка.

2.13. Методи на исхрана кај лица со дијабетес

Според препораките на Американското здружение за дијабетес (ADA), медицинската нутритивна терапија бара сеопфатен и мултидисциплинарен пристап кој вклучува лекари, диететичари, медицински сестри, други здравствени работници, како и самите пациенти. Целта е да се подобри способноста на пациентот за постигнување оптимална метаболичка контрола (Morris & Wylie-Rosett, 2010).

Организацијата на исхраната, особено во болнички и амбулантски услови, треба да вклучува прецизни мерни инструменти за да се обезбеди нутритивна адекватност кај пациентите (Puspita et al., 2022).

Лицата со новодијагностициран дијабетес често се соочуваат со предизвик кој бара доживотно прилагодување. Сепак, постојат бројни методи кои можат да помогнат во управувањето со состојбата, како што се контрола на порциите, употреба на мерни садови, дигитални ваги и мобилни апликации.

2.13.1. Контрола на порции

Виола Холмс, заменик-директор за исхрана во Американското здружение за дијабетес, истакнува дека еден од наједноставните начини за управување со оброците е користењето на „Методот на чинија за дијабетес“, заедно со класични мерни чаши.

Сепак, изборот на метод зависи од индивидуалните навики и од начинот на живот на секој поединец.

2.13.2. Користење на методот на чинија за дијабетес

Методот на чинија за дијабетес овозможува лесно планирање на избалансирани оброци со правилна распределба на хранливите материи. Се користи чинија со дијаметар од приближно 23 cm (9 инчи), при што: Половина од чинијата се исполнува со зеленчук без скроб (аспарагус, боранија, модар патлиџан, зелена салата и сл.) Една четвртина се исполнува со посни протеини (пилешко месо, лосос, свински котлети, грав, тофу). Преостанатата четвртина се исполнува со здрави јаглехидрати (интегрални житарки, скробен зеленчук, мешунки, овошје или млечни производи)

Кај комбинираните јадења, како што се супи, сендвичи, тестенини или пица, методот може да се примени со идентификување на поединечните состојки и со нивно распоредување според истите пропорции. ADA нуди и специјални чинии со поделени сегменти за контрола на порциите, кои може да се користат при подготовка на оброците или за носење храна.



Слика 3 Метод на поделба на чинијата за здрава исхрана во текот на целиот ден

2.13.3. Користење на дигитална вага

Дигиталната вага претставува корисна алатка за прецизно мерење на храната. Може да се користат едноставни модели на батерии со осветлен дисплеј и со основни мерни единици (фунти, унци и грамови), но достапни се и понапредни уреди кои нудат дополнителни функционалности.

Паметните ваги овозможуваат безжично поврзување со мобилни апликации и нудат напредни опции, како што се пресметување на дневниот внес на јаглехидрати и калории, интегрирани нутритивни калкулатори и следење на напредокот на корисникот.

2.13.4. Користење апликации за следење на порции и исхрана

Мобилните апликации претставуваат практично решение за следење на порциите и исхраната, особено во динамичното секојдневие. Тие овозможуваат евидентирање на внесот на храна, следење на нутритивните вредности и управување со навиките во исхраната. Одредени апликации нудат можност за споделување на податоците со здравствените работници, како и интеграција со други уреди, како што се дигиталните ваги. Дополнително, тие можат да помогнат во следењето на нивото на глукоза во крвта, креирањето листи за купување и користењето бази на податоци за нутритивниот состав на храната.

2.13.5. Метод на мерење на храната со рацете на пациентот

Методот на мерење на храната со рацете претставува практичен и едноставен начин за проценка на соодветните порции, особено во ситуации кога не се достапни мерни инструменти. Според упатството на Canadian Diabetes Association (CDA, 2014), рацете на пациентот може да се користат како водич при планирањето на оброците:

- Житарки и скроб / овошје – количина со големина на тупаница.
- Зеленчук – количина што може да се држи во двете раце (се препорачува избор на зеленчук со интензивни бои, како брокулата или боранијата).
- Месо и алтернативи – количина со големина на дланката и со дебелина приближно колку малиот прст.
- Масти – количина со големина на врвот на палецот.

2.14. Модели за машинско учење за предикција на дијабетес мелитус тип 2

Раното предвидување на дијабетесот е од суштинско значење за намалување на ризикот од компликации и за овозможување навремени превентивни интервенции преку модификација начинот на живот и континуирано метаболичко следење.

Развојот и широката достапност на електронските здравствени записи и биомедицинските бази на податоци овозможува интензивна примена на техниките на машинско учење во предвидувањето на дијабетесот. Овие техники овозможуваат интеграција на демографските, антропометриските и биохемиските варијабли во предиктивните модели (Kavakiotis et al., 2017; Beam & Kohane, 2018).

Современите истражувања применуваат модели на машинско учење врз големи лонгитудинални и популациски базирани податоци, при што се постигнува висока предиктивна точност и практична применливост. На пример, во студијата на Jiang et al. (2023) е развиен модел базиран на Random Forest за проценка на ризик од дијабетес, при што се постигнува висока точност и се предлага интерпретабилна рамка за ризик-скор.

И покрај овие напредоци, поголемиот дел од постојните модели се фокусираат на оптимизација на предиктивните перформанси и селекција на карактеристиките, без систематска анализа на конзистентноста на важноста на карактеристиките низ различните модели. Надгледуваните модели, како што се логистичката регресија, ансамбл-методи и невронски мрежи, покажуваат висока ефикасност во класификацијата на дијабетесот (Smith et al., 1988; Perveen et al., 2016; Choi et al., 2019). Сепак, многу од нив функционираат како „black-box“ системи, со ограничена транспарентност во однос на процесот на донесување одлуки.

Недостигот на интерпретабилност претставува значајна бариера за клиничка примена, бидејќи медицинското одлучување бара модели кои се објасниви и чијашто валидност може да се потврди од експерти (Doshi-Velez & Kim, 2017; Rudin, 2019).

Анализата на важноста на карактеристиките станува централна тема во интерпретабилното машинско учење во здравството. Таа има за цел да го квантифицира придонесот на поединечните варијабли во предвидувањата на моделот и да ги идентификува најрелевантните фактори на ризик (Knights et al., 2024; Molnar, 2022).

Најчесто користените методи вклучуваат:

- модели-специфични пристапи (на пр. регресиски коефициенти),
- модели-независни техники (permutation importance, SHAP).

Иако се широко применувани, овие методи често даваат неконзистентни резултати кај различни модели и имаат одредени ограничувања во интерпретацијата. Глобалните мерки не ја опфаќаат локалната чувствителност, додека локалните објаснувања можат да бидат пресметковно сложени и тешки за агрегирање.

Од математичка перспектива, класификациските модели можат да се разгледуваат како функции кои пресликуваат високодимензионален влезен простор во веројатносен излез што го претставува ризикот од појава на болеста. Во оваа рамка, интерпретабилноста може да се дефинира како анализа на чувствителност, при што се испитува влијанието на поединечните карактеристики врз излезот на моделот.

Анализата на чувствителност има силна теоретска основа во применетата математика (Saltelli et al., 2008; Khalil, 2002) и обезбедува континуирана и формално заснована проценка на важноста на карактеристиките. Логистичката регресија, поради својата аналитичка форма, овозможува директна интерпретација на влијанието на варијаблите преку изводите на веројатноста (Antoska Knights & Millaku, 2023). Сепак, главниот предизвик и понатаму останува проширувањето на оваа анализа врз различни типови модели, како и обезбедувањето конзистентна споредба меѓу нив (Knights et al., 2023).

Современите пристапи комбинираат машинско учење со математичко моделирање, лонгитудинални податоци и напредни архитектури (на пр. трансформери), како и со SHAP-базирани анализи. И покрај нивната висока точност, тие сè уште немаат унифицирана рамка за проценка на стабилноста и доверливоста на важноста на карактеристиките. Оттука, постои потреба од систематски пристап кој ќе овозможи проценка на конзистентноста на предикторите низ различните модели, со цел да се утврди дали тие се навистина робусни или зависни од конкретниот модел. Во таа насока, компаративен преглед на релевантните студии и предложената рамка е прикажан во табела 1.

Табела 1. Компаративен преглед на релевантните студии и предложената рамка

Аспект	Amilo et al. [25]	Manzini et al. [26]	Khan et al. [27]	Предложена рамка	Ограничувања
Пристап	ML + фракционен калкулус	Transformer (DARE)	ML/DL + SHAP (DXA податоци)	Унифицирана рамка за интерпретабилност	Не е континуиран динамички модел
Примарна цел	Предвидување + физиолошко моделирање	Предвидување на лонгитудинални и исходи	Предвидување на појава на дијабетес	Робусна анализа на важност на карактеристики	Нема откривање нови биомаркери
Тип на податоци	Биохемиски и демографски податоци + моделирани динамики	Големи лонгитудинални и EHR податоци	Лонгитудинални и DXA мултимодални податоци	Лонгитудинален биохемиски и демографски сет	Едноцентрична кохорта
Користени модели	RF, SVM, XGBoost итн.	Transformer енкодер	ML + DL модели	LR, RF, GB, HGB, MLP	Само пет модели
Интерпретабилност	Ограничена	Ограничена	SHAP (една метода)	SHAP + permutation + диференцијална сензитивност	Ограничено XAI споредување
Ракување со време	Фракциона динамика	Темпорално внимание	Лонгитудинална анализа	Диференцијална сензитивност со finite-difference апроксимации	Три посети по пациент
Конзистентност на важност на карактеристики	Не е анализирана	Не е анализирана	Не е анализирана	Експлицитно анализирана	Без bootstrap валидација
Споредба меѓу модели	Не	Не	Не	Да	Ограничена надворешна валидација
Одлучувачка рамка	Не	Не	Не	Алгоритамска рамка	Емпириско тежинско рангирање
Клучен придонес	Физиолошко моделирање	Длабок модел за предвидување	Откривање биомаркери	Рамка за интерпретабилност и одлучување	Потребна поширока валидација

Споредбата прикажана во табела 1 укажува на недостиг од унифицирана методологија за евалуација на конзистентноста на важноста на карактеристиките, на стабилноста на нивното рангирање како и на степенот на согласност помеѓу различните методи за интерпретабилност (Doshi-Velez & Kim, 2017; Rudin, 2019; Molnar, 2022). Поттикната од овие ограничувања, оваа студија ги разгледува следниве истражувачки прашања:

- **RQ1:** Дали важноста на карактеристиките, базирана на диференцијална сензитивност, може да обезбеди рангирања кои се конзистентни со воспоставените методи за интерпретабилност, како што се SHAP (Lundberg & Lee, 2017) и permutation importance (Fisher et al., 2019)?
- **RQ2:** Колку се стабилни рангирањата на важноста на карактеристиките низ хетерогените модели на машинско учење (Breiman, 2001; Strobl et al., 2008)?
- **RQ3:** Дали унифицирана рамка за интерпретабилност, која интегрира анализа на сензитивност, проценка на стабилноста, анализа на согласноста и консензусно рангирање, може да ја подобри робусноста на изборот на карактеристики (Saltelli et al., 2008; Guyon & Elisseeff, 2003)?

Различните методи за интерпретабилност квантифицираат различни аспекти на релевантноста на карактеристиките и, како резултат на тоа, можат да доведат до неконзистентни рангирања (Molnar, 2022; Oh, 2022). Целта на предложениот **Consensus Interpretability Score (CIS)** не е да воспостави „вистинска“ мерка за важност, туку да ја намали зависноста од поединечните методи преку агрегирање на информациите од повеќе комплементарни пристапи. Карактеристиките кои конзистентно се идентификуваат како значајни низ различните парадигми на интерпретабилност може да се сметаат за поробусни кандидати за анализа, иако самата согласност не гарантира апсолутна точност.

Во оваа насока, студијата предлага унифицирана рамка за интерпретабилност која овозможува систематска и компаративна анализа на важноста на карактеристиките помеѓу различните модели на машинско учење и методи за интерпретација.

Главните придонеси на оваа работа се сумираат како што следува:

- Развој на унифицирана рамка за интерпретабилност која интегрира диференцијална анализа на сензитивност, permutation importance, SHAP објаснувања, проценка на стабилноста и консензусно рангирање.
- Анализа на лонгитудиналните варијации на карактеристиките преку примена на анализа на сензитивност со конечни разлики (Khalil, 2002).
- Интеграција на нормализациски техники и мерки за стабилност при споредбата на рангирањата на карактеристиките помеѓу различни модели.

- Систематска споредба помеѓу важноста на карактеристиките базирана на сензитивност и конвенционалните методи за интерпретабилност.
- Формулирање алгоритамска рамка за донесување одлуки при робусен избор на карактеристики.

Новината на предложената методологија не се состои во воведување нов оператор за сензитивност, туку во интеграцијата на комплементарните парадигми за интерпретабилност во единствена, унифицирана рамка за робусна евалуација на важноста на карактеристиките.

Предложената рамка обезбедува структуриран и математички заснован пристап за анализа на важноста на карактеристиките, при што се нагласува дека нивната релевантност не е инхерентна, туку зависи од конкретниот модел. Овој пристап придонесува за зголемување на транспарентноста и доверливоста на моделите на машинско учење при донесувањето одлуки, и има потенцијал за примена и во други биомедицински домени.

Остатокот од трудот е организиран на следниов начин: во дел 2 се опишани множеството податоци, моделите на машинско учење и применетата методологија за интерпретабилност; во дел 3 се презентирани експерименталните резултати; во дел 4 е содржана дискусија за добиените наоди и за ограничувањата на студијата, додека во дел 5 се дадени заклучоците и насоките за идните истражувања.

3. ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ НА ИСТРАЖУВАЧКАТА РАБОТА

3.1. Општа цел

Ова истражување, кое има за цел развој и примена на математички модели за предвидување на дијабетес тип 2 во врска со нутритивните модели, се очекува значително да придонесе како во научен, така и во клинички и јавно-здравствен контекст. Употребата на математички модели и алгоритми на вештачка интелигенција претставува нов пристап за разбирање на комплексната интеракција помеѓу нутритивните, метаболните и генетските фактори кои влијаат врз развојот на дијабетесот тип 2. Во иднина, резултатите од ова истражување можат да овозможат рана идентификација на поединци со висок ризик за развој на болеста, пред појавата на клиничките симптоми. Ова ќе создаде основа за персонализирани интервенции во начинот на живот и во исхраната, со што фокусот ќе се префрли од третман кон превенција на дијабетесот. Вклучувањето на детални нутритивни податоци во предиктивните модели се очекува да овозможи подобрување на точноста и чувствителноста на предвидувањата во споредба со традиционалните модели кои се потпираат само на клинички и демографски параметри. Друго значајно очекување се однесува на развојот на прецизната исхрана (precision nutrition), која ќе овозможи приспособување на нутритивните препораки според индивидуалниот метаболен профил и реакцијата на организмот на различни типови храна. На тој начин, математичките модели можат да послужат како алатки за одлучување кај здравствените работници, помагајќи во формулирањето на персонализирани и ефективни нутритивни планови за превенција на прогресијата на дијабетесот. На подолг рок, употребата на овие модели се очекува да има значително влијание и на нивото на популација и здравствени политики. Со анализа на епидемиолошките и нутритивните податоци во поголем обем, ќе биде можно да се предвидат идните тенденции на преваленцијата на дијабетесот, да се идентификуваат групите со највисок ризик и да се креираат превентивни стратегии базирани на докази. Ова ќе придонесе за оптимизација на здравствените ресурси и развој на ефективни програми за интервенција на национално ниво. Сепак, реализацијата на овие очекувања бара надминување на одредени предизвици, како обезбедувањето на квалитетни и разновидни нутритивни податоци, зголемувањето на транспарентноста и интерпретабилноста на моделите, како и нивна интеграција во клиничката пракса и дигиталните системи за здравствена заштита. И покрај овие предизвици, потенцијалот на ваквите пристапи е исклучителен: тие можат да го револуционизираат начинот на кој се разбира и управува

дијабетесот тип 2, овозможувајќи повеќе персонализирана, попрецизна и поодржлива превенција и нутритивен менаџмент.

3.2. Специфични цели

- Да се анализираат нутритивните навики, начинот на живот и биохемиските карактеристики кај пациентите со дијабетес мелитус тип 2.
- Да се идентификуваат најзначајните антропометриски и биохемиски предиктори поврзани со присуството и со прогресијата на дијабетес мелитус тип 2.
- Да се развијат и да се евалуираат модели на машинско учење за предикција на ризикот од дијабетес мелитус тип 2.
- Да се примени унифицирана интерпретативна рамка базирана на SHAP анализа, permutation importance и ODE-FI за рангирање и идентификација на најзначајните предиктори.
- Да се развие консензуален индекс на интерпретабилност (Consensus Interpretability Score – CIS) за робусна проценка на важноста на карактеристиките.
- Да се изработи математички модел за оптимизација на режимот на исхрана со примена на симплекс-методот (Simplex) и пресметка на енергетските потреби, макронутриентите и лебните единици.
- Да се процени влијанието на индивидуализираното нутритивно советување врз промените на биохемиските параметри и на факторите на ризик кај пациентите во период од шест месеци.
- Да се креира интегриран пристап кој ги поврзува нутриционистичкото советување, математичкото моделирање и интерпретабилните модели на машинско учење за поддршка на персонализираното управување со пациентите со дијабетес мелитус тип 2.

3.3. Истражувачки хипотези

Имајќи ја предвид важноста и значењето на начинот на исхраната кај T2D лицата, **главната хипотеза** на дисертацијата се заснова на претпоставката дека:

- **Општа хипотеза:** Интеграцијата на биохемиските, антропометриските и нутритивните податоци во математичките и машинските модели овозможува попрецизна предикција на ризикот од дијабетес тип 2 и креирање на оптимизиран модел

на исхрана, кој може да доведе до подобрување на метаболните параметри и намалување на ризикот од прогресија на болеста.

За тестирање на општата хипотеза, ќе се разгледаат следните **помошни хипотези**:

- **H1 – Влијание на антропометриски и клинички фактори:** Постои статистички значајна поврзаност помеѓу BMI, HbA1c, липидниот профил (холестерол, триглицериди), хипертензијата и присуството на T2D.
- **H2 – Улога на нутритивните навики:** Нутритивните навики (фреквенција на оброци, тип на внесена храна, внес на јаглехидрати и масти, тип на употребено масло, консумација на јаткасти плодови и семиња) значајно придонесуваат за предикцијата на ризикот од T2D, над и надвор од традиционалните клинички променливи.
- **H3 – Перформанси на машински модели:** Моделите на машинско учење (логистичка регресија (Logistic Regression), случајна шума (Random Forest), градиентно бустирање (Gradient Boosting), хистограмски базирано градиентно бустирање (Histogram Gradient Boosting) и мултислоен перцептрон (Multilayer Perceptron)), обучени на комбинирани клинички и нутритивни податоци, ќе постигнат значајно $AUC > 0.80$ во предикција на дијабетес тип 2.
- **H4 – Оптимизиран модел на исхрана:** Линеарно-оптимизацискиот нутритивен модел, пресметан со LINDO/LINGO, ќе обезбеди диетален режим кој ги задоволува препорачаните нутритивни потреби и ќе покаже потенцијал за намалување на телесната маса и HbA1c кај пациентите со T2D (во споредба со почетните вредности).
- **H5 – Потенцијал за практична примена:** Предложените модели и резултатите можат да се адаптираат во форма на практична алатка (прототип-модул, табеларен или софтверски модел), применлива во клиничката практика, нутритивно советување и јавноздравствено планирање.

3.4. Очекувани придонеси

Се очекува математичките и машинските модели да овозможат точна идентификација на ризикот од дијабетес тип 2, со вредности на AUC поголеми од 0.80. Дополнително, ќе се издвојат BMI, HbA1c, дијастолен притисок и семејната историја како најзначајни предиктори.

Од истражувањето ќе се добие детален профил на нутритивните навики кај популацијата пред и по диеталната обука. Ќе се креира предиктивен нутритивен модел и прототип-алатка за персонализирани препораки за превенција на T2D.

Очекуван е развој на модел на исхрана, пресметан и оптимизиран со LINDO/LINGO, кој ги задоволува критериумите за нутритивна рамнотежа и има потенцијал за практична примена во диетотерапија. Истражувањето треба да обезбеди научен придонес кон развој на системи за рано предвидување и управување со ризикот од дијабетес во клиничка и јавноздравствена пракса.

Научна цел – резултатите од истражувањето да ги надополнат научните сознанија во доменот на примената на математички и машински модели во предикција на дијабетес тип 2, со посебен фокус на интеграцијата на нутритивни податоци и клинички индикатори.

Применета цел во нутриционизмот – да се развие оптимизиран нутритивен модел и оптимизиран режим на исхрана, кој ќе може да се користи како алатка за диететска терапија и превенција на T2D.

Методолошка цел – да се демонстрира како статистичките методи, машинското учење и линеарната оптимизација можат заеднички да се применат за обработка на комплексни клиничко-нутритивни податоци и да се извлечат практични, клинички релевантни заклучоци.

Апликативна – да се креира основа за развој на систем за рано предупредување и управување со ризикот од T2D, кој може да се користи во клиничка пракса, едукација на пациенти и јавни здравствени програми.

3.5. Научен и апликативен придонес

- Истражувањето ќе придонесе во неколку значајни области. Прво, ќе се развие првиот интегриран модел кој комбинира клиничките и нутритивните индикатори за предвидување на дијабетес тип 2 во популацијата во Република Северна Македонија.
- Второ, ќе се овозможи примена и споредба на повеќе ML-алгоритми за анализа на клиничките и нутритивните податоци.
- Трето, ќе се формулира оптимизиран модел на исхрана со примена на линеарна оптимизација, базирана на нутритивните препораки и индивидуалните ризици.
- Конечно, моделот има потенцијална примена во нутриционистичка пракса и јавно-здравствени институции, со цел подобро управување со ризикот и поддршка на превентивни здравствени стратегии.

4. МЕТОДИ И МАТЕРИЈАЛИ

4.1. Анкетен прашалник

Во овој труд, како основен истражувачки материјал е користен анкетен прашалник за навиките во исхраната, кој се применува кај пациентите со новоутврден дијабетес мелитус тип 2, при нивното прво јавување во Универзитетски клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје (Центар за дебелина и дијабетес) и Општата болница „Ферид Мурад“ во Гостивар. Прашалникот е наменет за пациентите со нарушен метаболизам на јаглехидратите и дијабетес мелитус и овозможува систематско прибирање на податоци за дневниот внес на храна, распределбата на оброците, видот на конзумираните јаглехидрати, масти и протеини, како и за честотата на конзумирање одредени групи намирници. Анкетниот прашалник е спроведен при првата посета на пациентите во овие здравствени установи, пред започнувањето на организирано нутритивно советување. По спроведената анкета, на пациентите им е дадено иницијално индивидуално нутритивно советување во согласност со клиничките препораки за менаџирање на дијабетесот тип 2. Добиените податоци од анкетата се искористени за:

- ❖ опис на почетните навики на исхрана кај испитуваната популација и
- ❖ понатамошна нутритивна и математичка анализа на препорачаниот клинички режим на исхрана.

Анкетното истражување е спроведено врз вкупен примерок од 200 пациенти со дијабетес мелитус тип 2, кои изразија подготвеност за учество и во целост го пополнија прашалникот. Со успешната реализација на истражувањето се обезбедени релевантни податоци за анализа на навиките во исхраната кај испитуваната популација. Анкетниот прашалник содржи 61 прашање, со кои се опфатени клучните аспекти од секојдневниот живот на пациентите.

Прашањата се фокусирани на следниве категории:

- **Демографски и општи податоци:** возраст, тежина, религија, занимање, социоекономски услови.
- **Навики во начинот на живот:** времетраење на спиењето, физичка активност, работен статус.
- **Здравствен статус:** дијагностицираност со дијабетес, присуство на компликации, земање терапија.

- **Нутритивни навики:** фреквенција на оброци, тип и количина на храна (јаткасти плодови, семиња, вид и количина на леб), избор на масло за готвење, честота на консумирање јаглехидрати и масти.

4.2. Обработка на податоци за модели на машинско учење

Постојан предизвик во интерпретабилното машинско учење претставува фактот дека различните модели и методи за интерпретабилност често доделуваат различни нивоа на важност на истите предиктивни карактеристики. На пример, карактеристика која е идентификувана како високо значајна во дрво-базиран модел може да има значително пониска важност во линеарен модел или модел базиран на невронски мрежи. Дополнително, методите како permutation importance, SHAP-објаснувањата и пристапите базирани на сензитивност квантифицираат различни аспекти од релевантноста на карактеристиките, поради што често резултираат со неконзистентни рангирања.

Како последица на тоа, при примена на машинското учење во клинички системи за поддршка при донесување одлуки, честопати не е јасно која проценка на важноста на карактеристиките треба да се смета за најсигурна, ниту пак дали идентификуваните предиктори навистина одразуваат робусни обрасци на болеста или претставуваат модел-специфично однесување.

Со цел да се адресира овој проблем, во оваа студија се истражува конзистентноста во важноста на карактеристиките низ хетерогени модели на машинско учење и различни методи за интерпретабилност. Предложена е унифицирана рамка која интегрира сензитивност-базирана важност, permutation importance, SHAP анализа, проценка на стабилност на рангирањето, анализа на согласност и консензусна интерпретација. Целта е идентификација на предиктори кои се истовремено значајни, стабилни и конзистентни низ повеќе интерпретабилни парадигми.

4.2.1. Опис на податочниот сет и предобработка на податоците

Оваа студија се базира врз реално множество биохемиски и демографски податоци, кое опфаќа 200 пациенти од Одделот за дијабетес и дебелина при Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје. За секој испитаник се обезбедени повторени биохемиски мерења во три временски точки: базална вредност (прва посета), тримесечна контрола и шестмесечна контрола.

Кохортата опфаќа 200 пациенти, од кои 133 или 66,5 % се жени, а 67 или 33,5 % се мажи. На почетокот на студијата, 139 пациенти односно 69,5 % се без дијагноза за дијабетес, додека 61 пациент односно 30,5 % е дијагностициран со дијабетес мелитус (Diabetes Mellitus – DM)

Во истражувањето се вклучени возрасни пациенти со целосно достапни биохемиски и демографски податоци за сите три предвидени посети. Пациентите со нецелосно лонгитудинално следење или со недостиг од информации за дијабетичниот статус се исклучени од анализата. Статусот на дијабетес мелитус е дефиниран врз основа на клиничка дијагноза поставена од страна на специјалисти, а истата е поткрепена со рутински биохемиски анализи, вклучувајќи ги и мерењата на HbA1c.

За разлика од стандардните пристапи во машинското учење, каде што секоја опсервација се третира како независна, во оваа студија се искористува лонгитудиналната природа на податоците. Повторените мерења кај ист пациент се следат во континуитет, при што се зачувуваат идентитетот на пациентот и временскиот редослед на посетите. На тој начин, ризикот од дијабетес се анализира како динамичен процес, наместо како статичен исход, што директно ја поддржува примената на анализата на важноста на карактеристиките, базирана врз диференцијални равенки. Дополнително, за квантификација на интервално-специфичните промени во сензитивноста помеѓу последователните посети е применета лонгитудинална анализа со конечни разлики.

Бинарната излезна променлива го претставува статусот на дијабетес и е дефинирана врз основа на утврдени биохемиски и демографски критериуми. Податочниот сет вклучува и демографски и биохемиски варијабли, со што се овозможува анализа на статичните и на динамичните фактори на ризик. Векторот на карактеристики за секоја посета ги опфаќа варијаблите прикажани во табела 2.

Категориските варијабли се претставени како број (процент) на почетокот на студијата, додека континуираните варијабли се прикажани како средна вредност $\pm$ стандардна девијација низ посетите. Променливите за пол, хипертензија, семејна историја на дијабетес и за статус на дијабетес се временски инваријантни и, согласно со тоа, имаат идентични вредности низ сите посети.

Овој сет на карактеристики ги рефлектира биохемиските и демографските биомаркери кои најчесто се користат при процената на ризикот од дијабетес. Со цел да се опфатат комплексните и потенцијално нелинеарните односи, експлицитно беа вклучени интеракциските

термини. Особено, беше конструирана интеракциска променлива помеѓу хипертензијата и триглицеридите (HTA × Triglycerides), со цел да се опфатат комбинираниот кардиоваскуларно-метаболички ефект кој не се лесно детектибилни со линеарните модели.

Табела 2. Дескриптивна статистика (средна вредност ± СД) по посета (N = 600 опсервации; 200 пациенти × 3 посети)

Променлива	Тип / Единица	Посета 1	Посета 2	Посета 3
Пол (Sex)	Бинарно (0 = Женски, 1 = Машки)	Женски: 133 (66.5%) Машки: 67 (33.5%)	Исто како Посета 1	Исто како Посета 1
Возраст (Age)	Години	39.34 ± 14.79	39.35 ± 14.78	39.35 ± 14.78
HbA1c	%	5.94 ± 1.16	5.87 ± 1.11	5.82 ± 1.11
Вкупен холестерол	mmol/L	5.17 ± 1.37	5.07 ± 1.34	4.95 ± 1.31
Триглицериди	mmol/L	1.71 ± 0.93	1.66 ± 0.92	1.57 ± 0.90
BMI	kg/m ²	41.08 ± 8.31	40.09 ± 8.09	39.28 ± 7.83
Хипертензија (HTA)	Бинарно (0 = Не, 1 = Да)	Не: 146 (73.0 %) Да: 54 (27.0 %)	Исто како Посета 1	Исто како Посета 1
Семејна историја на DM	Ординална наследна варијабла за ризик (0 = нема, 0.25 = историја кај баба/дедо, 1 = еден родител со дијабет, 2 = двајцата родители со дијабет)	0: 184 (92.0 %) 0.25–2: 16 (8.0 %)	Исто како Посета 1	Исто како Посета 1
Исход (DM)	Бинарно (0 = Не, 1 = Да)	Не: 139 (69.5 %) Да: 61 (30.5 %)	Исто како Посета 1	Исто како Посета 1

DM: Diabetes mellitus

Пред тренирањето на моделите, предобработката на податоците вклучува систематска проверка на вредностите кои недостигаат кај континуираните варијабли. Овие вредности се импутираат со примена на робусни мерки за централна тенденција: медијана за асиметрично распределените биохемиски варијабли и аритметичка средина за приближно симетричните варијабли. Бинарните варијабли се кодираат со целобројна (integer) репрезентација.

Вредностите кои недостигаат се релативно ретки и се обработуваат со соодветни робусни методи за импутација. Примената на медијанската импутација за асиметричните варијабли обезбедува отпорност на екстремните вредности, додека користењето на

аритметичката средина кај симетричните распределби овозможува задржување на статистичката структура на податоците.

Сите континуирани карактеристики беа стандардизирани со трансформација на нулта средна вредност и единична варијанса, со цел да се обезбеди нумеричка стабилност и споредливост помеѓу моделите, особено кај алгоритмите базирани на градиент и невронските мрежи. Параметрите за стандардизација беа пресметани исклучиво врз тренинг-податоците, со што се избегна потенцијално истекување на информации (data leakage).

Податочниот сет беше поделен на тренинг и тест-подмножества со поделба на ниво на испитаник, при што сите посети од еден пациент се доделуваат во истото подмножество. Овој пристап спречува појава на оптимистичка пристрасност, која може да настане доколку повторените мерења од ист пациент се распределат помеѓу тренинг и тест-множествата.

Нерамнотежата помеѓу класите е умерена, поради што не се применуваат агресивни техники за повторно земање примероци (resampling). Евалуацијата на моделите се базира врз метрики независни од прагот, како што е површината под кривата (Area Under the Curve – AUC), со цел објективна проценка на перформансите.

4.2.2. Модели на машинско учење

Со цел да се евалуира важноста на карактеристиките низ различни алгоритамски парадигми, се применуваат повеќе супервизирани модели на машинско учење. Избраните модели опфаќаат линеарни, ансамбл-базирани и нелинеарни невронски архитектури, со што се овозможува сеопфатна споредба на механизмите за процена на релевантноста на карактеристиките под различни моделски претпоставки.

Сите модели се тренираат врз стандардизирани влезни карактеристики и се оптимизираат со користење на вкрстена валидација (cross-validation) врз тренинг-сетот, со цел да се обезбеди стабилност и генерализација на резултатите.

4.2.3. Логистичка регресија

Логистичката регресија (LR) се применува како транспарентен и интерпретабилен базичен веројатносен класификатор, при што истовремено претставува и математичка основа на предложената рамка за анализа на важноста на карактеристиките базирана на диференцијални равенки.

Моделот ја проценува условната веројатност (p) за појава на дијабетес како сигмоидна трансформација ($\sigma(z)$) на линеарна комбинација од влезните карактеристики (z):

$$p(y = 1 | x) = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (1)$$

каде што:

$$z = \beta_0 + \sum_{i=1}^d \beta_i x_i \quad (2)$$

притоа $x = (x_1, \dots, x_d)$ го означува стандардизираниот вектор на карактеристики, β_0 е пресечната точка (интерсепт), а β_i се коефициентите на моделот.

Параметрите на моделот се проценуваат преку минимизирање на негативната лог-веројатносна функција (крос-ентрописка) загуба:

$$L(\beta) = -\sum_{n=1}^N [y_n \log P_n + (1 - y_n) \log(1 - P_n)] \quad (3)$$

каде што $Y_n \in \{0, 1\}$ е вистинската класа ознака, а P_n е предвидената веројатност за примерокот n .

Експлицитната аналитичка форма на логистичката функција овозможува директна пресметка на парцијалните изводи во однос на влезните карактеристики. Ова својство подоцна се користи за анализа на диференцијална чувствителност, како и за развој на пристап за анализа на важноста на карактеристиките инспириран од обични диференцијални равенки (ODE). На тој начин се овозможува квантитативна проценка на локалното влијание на секоја карактеристика врз излезот на моделот.

4.2.4. Случајна шума (Random Forest – RF)

Случајната шума (Random Forest – RF) претставува ансамбл-алгоритам за машинско учење кој ги агрегира предвидувањата од повеќе одлучувачки дрвја, обучени врз бутстреп-подмножества од податоците. При секое разгранување во поединечните дрвја, се врши случаен

избор на подмножество од карактеристики, што придонесува за намалување на корелацијата помеѓу дрвјата и зголемување на генерализацијата на моделот.

Вкупната предикција на ансамблот се добива преку наоѓање на средната вредност на излезите од поединечните дрвја (за класификација – преку мнозинско гласање), што може формално да се изрази како:

$$f(x) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T h_t(x) \quad (4)$$

каде што $h_t(x)$ ја означува предикцијата на t -то одлучувачко дрво, а T е вкупниот број на дрвјата.

Моделите на случајна шума се способни да ги опфатат нелинеарните релации и сложените интеракции помеѓу карактеристиките, што ги прави особено погодни за анализа на биомедицински сетови на податоци. Важноста на карактеристиките кај случајната шума дополнително се евалуира преку пермутациски базирани методи, овозможувајќи модел-независна споредба со предложениот диференцијален пристап.

4.2.5. Модели на градиентно бустирање (Gradient Boosting – GB)

Моделите на градиентно бустирање итеративно конструираат ансамбл од слаби учесници (weak learners), најчесто одлучувачки дрвја, преку последователна минимизација на функцијата на загуба. Во итерацијата m , моделот се ажурира на следниот начин:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \eta h_m(x) \quad (5)$$

каде што $h_m(x)$ е ново-прилагодениот слаб учесник (weak learner), а η е стапката на учење која го контролира придонесот на секоја итерација, додека m го означува бројот на бустинг-итерации.

Моделот се обучува со користење на алгоритам базиран на градиентен спус (backpropagation), при што оптимизацијата се врши врз функција на загуба соодветна за бинарна класификација. Поради својата флексибилност и капацитет за апстракција, MLP претставува значаен контраст во однос на линеарните и ансамбл-базираните модели, овозможувајќи дополнителна перспектива во анализата на важноста на карактеристиките.

Преносот напред (forward pass) на мрежата е дефиниран на следниот начин:

$$h = \phi(Wx + b), \quad (6)$$

$$\hat{y} = \sigma(w^T h), \quad (7)$$

каде што W_x и b ги означуваат тежините и биасите (пристрасностите) на скриениот слој, $\phi(\cdot)$ е нелинеарна активациска функција, а $\sigma(\cdot)$ е сигмоидната функција што се користи за бинарна класификација.

MLP овозможува моделирање на сложени нелинеарни релации и служи како репрезентативен black-box модел во споредбата на важноста на карактеристиките.

4.2.6. Тренирање на моделите и репродуктивност

Сите модели се обучуваат со користење стандардизирани карактеристики и се евалуираат преку групирана вкрстена валидација, со цел да се зачува лонгитудиналниот интегритет на податоците на ниво на пациент. Притоа се применува стратегијата StratifiedGroupKFold, со што се обезбедува сите посети кои припаѓаат на ист пациент да останат во ист фолд, спречувајќи го истекувањето на податоци помеѓу тренинг и подмножествата на валидација.

Со цел да се обезбеди репродуктивност, во сите експерименти се користат фиксни вредности на случајни семиња (random seeds). Перформансата на моделите се евалуираат преку следните метрики: AUC (Area Under the ROC Curve), точност (accuracy), прецизност (precision), осетливост (recall) и F1-мерка.

Со примена на модели со различен степен на интерпретабилност и нелинеарност, во оваа студија се воспоставува цврста експериментална основа за споредба помеѓу традиционалните, модел-независните и диференцијално базирани методи за одредување на важноста на карактеристиките.

4.2.7. Важност на карактеристиките базирана на диференцијални равенки

Класичните техники за одредување на важноста на карактеристиките, како што се регресиските коефициенти или пермутациската важност, обезбедуваат корисни сознанија, но често немаат унифицирана математичка интерпретација низ различните класи на модели. Дополнително, тие експлицитно не опишуваат како малите варијации во влезните карактеристики влијаат врз предвидениот ризик на континуиран и интерпретабилен начин.

За надминување на ова ограничување, се предлага рамка базирана на чувствителност инспирирана од диференцијалните формулации, каде важноста на карактеристиките се квантифицира преку локалната чувствителност на предвидената веројатност во однос на влезните променливи. Предложениот пристап е општ и применлив и кај линеарните и кај нелинеарните предиктивни модели.

4.2.8. Нелинеарен модел и веројатносно мапирање

Нека $x = (x_1, \dots, x_d)$ го означува стандардизираниот вектор на карактеристики. Предвидената веројатност се дефинира како композиција од функции:

$$p(x) = (\sigma \circ g)(x) = \sigma(g(x)) \quad (8)$$

каде:

$g(x): R^d \rightarrow R$ претставува општо (нелинеарно) мапирање.

$\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$ е логистичката функција.

Оваа формулација ја генерализира логистичката регресија со тоа што дозволува $g(x)g(x)g(x)$ да претставува произволни модели за машинско учење, вклучувајќи невронски мрежи, модели базирани на дрва или кернел-методи.

Класичниот модел на логистичка регресија се добива како посебен случај кога:

$$g(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^d \beta_i x_i \quad (9)$$

каде што β_0 е интерсептот на моделот, β_i се регресиските коефициенти.

4.2.9. Диференцијална чувствителност

Локалната чувствителност на предвидената веројатност во однос на карактеристиката x_i се добива со примена на правилото на синцир (chain rule):

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_i} = \sigma'(g(x)) \cdot \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \quad (10)$$

бидејќи:

$$\sigma'(g(x)) = p(x)(1 - p(x)) \quad (11)$$

се добива:

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_i} = p(x)(1 - p(x)) \cdot \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \quad (12)$$

Овој израз квантифицира како бесконечно мали промени во карактеристиката x_i влијаат врз предвидената веројатност, при што ги опфаќа и:

- Нелинеарните ефекти на карактеристиките преку $\frac{\partial g(x)}{\partial x_i}$.
- Предиктивната неизвесност преку $p(x)(1 - p(x))$.

Во специјалниот случај на логистичка регресија, каде што $g(x)$ е линеарна функција, ова се сведува на:

$$g(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^d \beta_i x_i \quad (13)$$

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_i} = \beta_i p(x)(1 - p(x)) \quad (14)$$

каде што β_0 е интерсептот на моделот, а β_i се регресиските коефициенти.

4.2.10. Динамичка интерпретација за лонгитудинални податоци

За лонгитудиналните биохемиски и демографски податоци, каде што се достапни повторени мерења низ дискретни временски интервали (посети), еволуцијата на карактеристиките природно се моделира со користење на конечни разлики:

$$\Delta x_i^{(k)} = x_i^{(k+1)} - x_i^{(k)} \quad (15)$$

Соодветната промена во предвидениот ризик се апроксимира како:

$$\Delta p^{(k)} \approx p^{(k)}(1 - p^{(k)}) \sum_{i=1}^d \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \Delta x_i^{(k)} \quad (16)$$

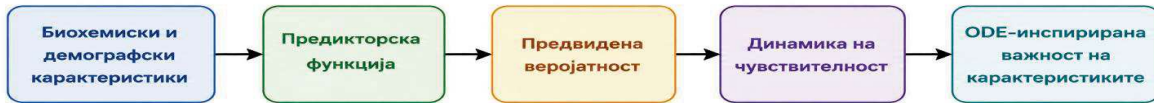
Иако може да се воведе интерпретација во континуирано време за теоретски увид:

$$\frac{\partial p}{\partial t} = p(x)(1 - p(x)) \sum_{i=1}^d \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \frac{dx_i}{dt} \quad (17)$$

притоа променливата t не претставува физичко време, туку редоследот на посетите. Затоа, рамката треба да се интерпретира како дискретен пресметковен модел базиран на чувствителност, а не како физички динамички систем.

Треба да се нагласи дека предложената рамка не претставува класичен динамички систем во континуирано време кој се решава преку нумеричка интеграција. Наместо тоа, формулацијата е инспирирана од анализата на диференцијална чувствителност и користи апроксимации со конечни разлики за да ги опише локалните динамики на веројатносниот ризик низ лонгитудиналните интервали на посетите.

Вкупната формулација базирана на чувствителност, вклучувајќи го нелинеарното мапирање, веројатносната трансформација и динамиката на чувствителноста, е прикажана на слика 4.



Слика 4. Шематски приказ на формулацијата на чувствителност инспирирана од ОДЕ.

Сликата ја илустрира формулацијата на важноста на карактеристиките, инспирирана од обичните диференцијални равенки (ОДЕ), вклучувајќи го нелинеарното мапирање $p(x) = (\sigma \circ g)$, веројатносна трансформација и динамика на ризикот базирана на чувствителност, како во континуирана така и во дискретна форма.

4.2.11. Локална важност на карактеристиките

Локалната важност на карактеристиката i во интервалот на посета k се дефинира како:

$$I_i^{(k)} = p^{(k)}(1 - p^{(k)}) \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \Delta x_i^{(k)} \quad (18)$$

Оваа мерка ги опфаќа: големината на промената на карактеристиката, чувствителноста на моделот и неизвесноста на предвидувањето.

За разлика од класичните формулации, чувствителноста е управувана од локалниот градиент на нелинеарното мапирање $g(x)$, што овозможува опфаќање на сложените интеракции помеѓу карактеристиките.

4.2.12. Нормализирана диференцијална важност на карактеристиките

За да се добие скалирана и интерпретабилна мерка на важност, нормализираната диференцијална важност се дефинира како:

$$\tilde{I}_i^{(k)} = K |p^{(k)}(1 - p^{(k)}) \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \Delta x_i^{(k)}|^\alpha \quad (19)$$

каде што $\alpha \geq 1$ го контролира нелинеарното засилување, а $K > 0$ е нормализациска константа.

За моментална чувствителност, апсолутната важност е:

$$I_i(x) = \left| \frac{\partial p}{\partial x_i} \right| = p(x)(1 - p(x)) \left| \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \right| \quad (20)$$

Генерализирана нормализирана форма е:

$$\tilde{I}_i^{(\alpha)}(x) = K \left| \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \right|^\alpha p(x)(1 - p(x)), \alpha \geq 1 \quad (21)$$

Оваа мерка поседува неколку посакувани својства:

- Таа е специфична за пациентот бидејќи ја опфаќа локалната чувствителност на ризикот.
- Ги опфаќа нелинеарните ефекти на карактеристиките.
- Е аналитички интерпретабилна и пресметковно ефикасна.

Ова нормализирање се однесува на скалирањето на локалната диференцијална чувствителност и не треба да се меша со релативната нормализација воведена подоцна за споредба меѓу карактеристиките.

4.2.13. Глобална важност на карактеристиките

За да се добие глобалната важност низ сите пациенти и посети, вредностите на локалната важност на карактеристиките се усреднуваат:

$$I_i^{global} = E_{patients, visits} \left[|I_i^{(k)}| \right] \quad (22)$$

Емпириски:

$$I_i^{global} = \frac{1}{N_p} \sum_{p=1}^{N_p} \left(\frac{1}{T_p - 1} \sum_{t=1}^{T_p - 1} |I_{p,i}(t)| \right)$$

каде што N_p е вкупниот број на пациенти во сетот податоци, T_p го означува бројот на евидентирани посети за пациентот p , а t се однесува на индексот на интервалот меѓу последователни посети.

Нормализираните проценти на важност се пресметуваат како:

$$I_i^{\%} = \frac{I_i^{global}}{\sum_{j=1}^d I_j^{global}} \times 100 \quad (23)$$

4.2.14. Стабилност и максимална чувствителност

Терминот на чувствителност на логистичкиот модел за ризик го задоволува следното ограничување:

$$\frac{\max}{p \in (0,1)} p(1-p) = \frac{1}{4}, \quad \text{што се постигнува при: } p = 0.5 \quad (24)$$

што имплицира:

$$\left| \frac{\partial p}{\partial x_i} \right| \leq \frac{1}{4} \left| \frac{\partial g(x)}{\partial x_i} \right| \quad (25)$$

Ова ограничување обезбедува нумеричка стабилност на предложената мерка за важност на карактеристиките.

4.3. Моделно-независен ODE-FI преку чувствителност со конечни разлики

За да се прошири рамката на произволни модели на машинско учење, нумеричката чувствителност се апроксимира со користење централни конечни разлики:

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_i} \approx \frac{p(x+\varepsilon e_i) - p(x-\varepsilon e_i)}{2\varepsilon} \quad (26)$$

Соодветната важност е:

$$I_i^{FD}(x) = \left| \frac{p(x+\varepsilon e_i) - p(x-\varepsilon e_i)}{2\varepsilon} \right| \quad (27)$$

Глобалната важност е:

$$I_{i,FD}^{global} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left| \frac{p(x_j+\varepsilon e_i) - p(x_j-\varepsilon e_i)}{2\varepsilon} \right| \quad (28)$$

Параметарот на пертурбација ε се избира како мала фракција од стандардната девијација на карактеристиката со цел да се обезбеди нумеричка стабилност.

4.4. Интерпретација на стабилноста инспирирана од Љапунов

За да се интерпретира еволуцијата на предвидениот ризик, се дефинира:

$$p^{(k+1)} = p^{(k)} + \Delta p^{(k)} \quad (29)$$

нека:

$$e^{(k)} = p^{(k)} - p^* \quad (30)$$

Кандидат за функција на Љапунов:

$$V^{(k)} = \frac{1}{2} (e^{(k)})^2 \quad (31)$$

Зголемувањето (инкрементот):

$$\Delta V^{(k)} = e^{(k)} \Delta p^{(k)} + \frac{1}{2} (\Delta p^{(k)})^2 \quad (32)$$

Локалната стабилност важи при:

$$e^{(k)} \Delta p^{(k)} < 0 \quad (33)$$

Овој услов укажува дека предвидениот ризик се движи кон референтното ниво p^*p^* , што обезбедува локална интерпретација на стабилноста на однесувањето на моделот.

4.5. Интерпретација и врска со машинското учење

Предложената рамка овозможува анализа на локалната чувствителност, проценка на глобалната важност на карактеристиките и моделно-независна примена низ хетерогените архитектури на машинското учење. Важно е да се нагласи дека важноста на карактеристиките зависи и од структурата на нелинеарното мапирање $g(x)g(x)g(x)$ и од основната дистрибуција на податоците.

Иако е изведена од веројатносна формулација базирана на чувствителност, рамката природно се проширува на произволни модели на машинското учење. Разликите меѓу ODE-инспирираната важност и моделно-специфичните методи (на пр. SHAP или пермутациската важност) откриваат нелинеарни интеракции меѓу карактеристиките и однесување зависно од моделот.

4.6. SHAP базирана интерпретабилност

Со цел да се надополнат пермутациските и диференцијалните методи за важност на карактеристиките, се користи SHAP (SHapley Additive exPlanations) како моделно-независен метод за интерпретабилност. SHAP-вредностите ја квантифицираат маргиналната придонесеност на секоја карактеристика кон предвидувањето на моделот, базирано на теоријата на кооперативни игри, обезбедувајќи посакувани својства како што се локалната точност, конзистентноста и адитивноста.

За дадена предикција $f(x)$, SHAP го разложува излезот на моделот како:

$$f(x) = \phi_0 + \sum_{i=1}^d \phi_i \quad (34)$$

каде што ϕ_0 е очекуваниот излез на моделот, а ϕ_i е Шеплиевият придонес на карактеристиката x_i . SHAP-вредноста се дефинира како:

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(d-|S|-1)!}{d!} [f(S \cup \{i\}) - f(S)] \quad (35)$$

Оваа формулација ја претставува просечната маргинална придонесеност на една карактеристика низ сите можни подмножества на карактеристики.

Во оваа студија, TreeExplainer се применува за моделите базирани на дрва (Random Forest и варијантите на Gradient Boosting), користејќи ја нивната внатрешна структура за ефикасна пресметка на SHAP вредностите, додека KernelExplainer се користи за моделот Multilayer Perceptron (MLP) како моделно-независна апроксимација.

Глобалната SHAP базирана важност на карактеристиките се пресметува како просечен апсолутен придонес низ сите примероци:

$$SHAP_i^{global} = E[|\phi_i|] \quad (36)$$

Овој израз обезбедува рангирање на важноста на карактеристиките на ниво на целокупниот сет податоци, врз основа на големината на нивниот придонес.

SHAP овозможува и глобални и локални (пациентно-специфични) објаснувања, при што ги опфаќа нелинеарните ефекти и интерпациентската варијабилност. Во оваа работа, SHAP се користи како референтен интерпретабилен метод за споредба со пермутациската важност и со предложената рамка базирана на диференцијални равенки.

Важно е да се нагласи дека SHAP ја квантифицира важноста на карактеристиките како просечен маргинален придонес пресметан преку различни подмножества од карактеристики, додека предложената ODE-инспирирана рамка ја мери локалната чувствителност на предвидената веројатност во однос на малите пертурбации во влезните променливи.

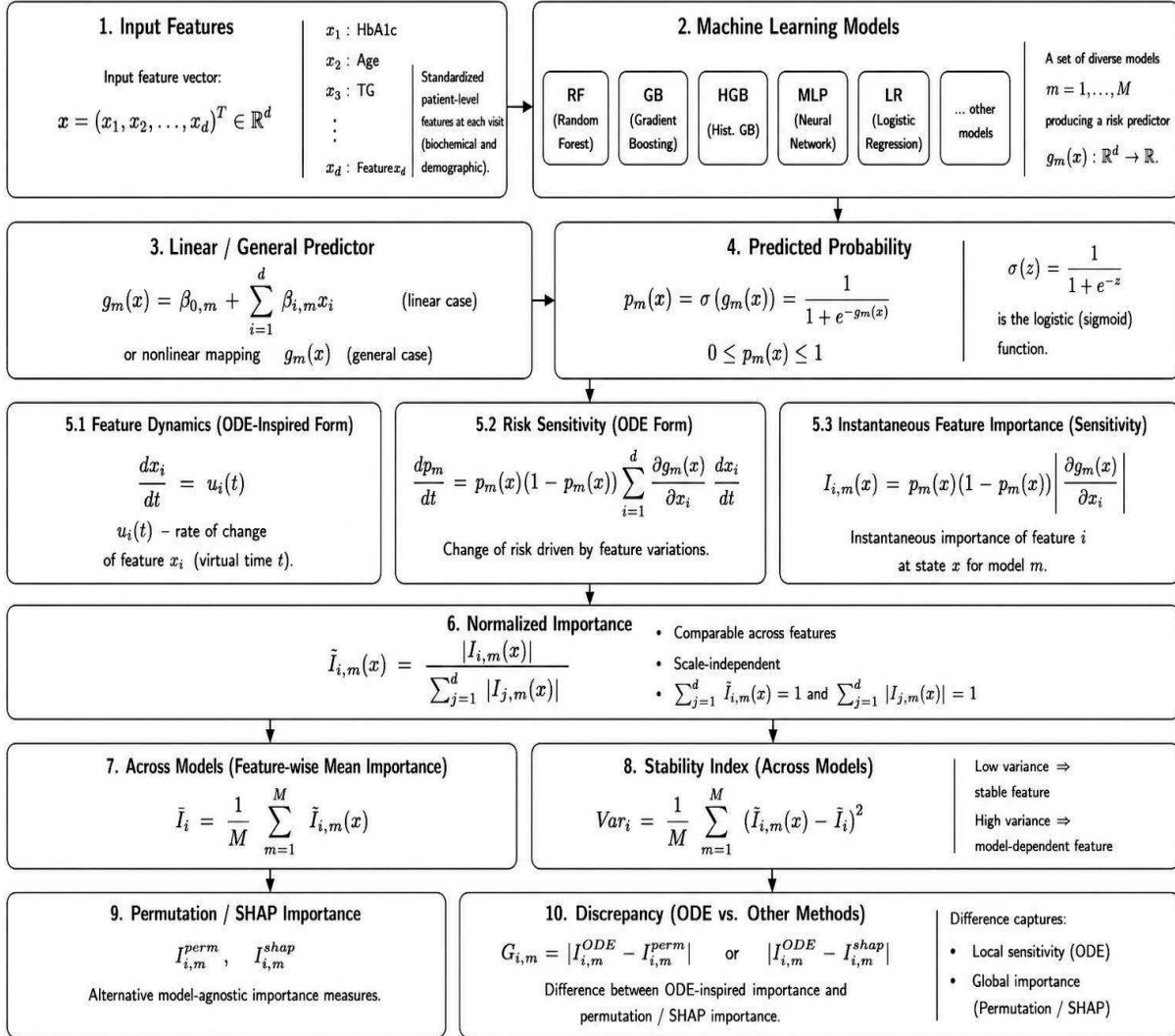
4.7. Детали за имплементацијата

Сите експерименти беа имплементирани во програмскиот јазик Python, со користење на библиотеците scikit-learn и SHAP. Нумеричките пресметки беа извршени со NumPy и Pandas. Со цел да се обезбеди репродукцибилност на резултатите, во сите експерименти беа користени фиксни вредности на случајните семиња.

Иако SHAP обезбедува и глобална и локална анализа на придонесот на карактеристиките, тој не ја опфаќа експлицитно чувствителноста на бесконечно малите промени во влезните променливи. Наспроти тоа, предложената ODE-инспирирана рамка ја квантифицира локалната чувствителност преку диференцијални релации, со што обезбедува комплементарна перспектива во интерпретацијата на моделите.

4.8. Проширена рамка за важност на карактеристиките базирана на чувствителност

Со цел да се подобрат интерпретабилноста и споредливоста на предложениот пристап базиран на чувствителност, се воведува проширена рамка која вклучува нормализација, анализа на стабилноста на моделот и споредба со класичните методи за интерпретабилност (Табела 2).



Слика 5. Проширена рамка за важност на карактеристиките базирана на чувствителност

Додека ODE-инспирираната формулација ја опфаќа локалната чувствителност на предвидувањата на моделот, проширената рамка овозможува систематска и квантитативна споредба меѓу карактеристиките, моделите и различните парадигми на интерпретабилност.

Комплетната проширена рамка, која ја интегрира чувствителноста базирана на важноста на карактеристиките со нормализација, споредба на модели и анализа на отстапувањата, е прикажана на слика 2.

Дијаграмот ја илустрира предложената методологија, при што биохемиските и демографските карактеристики се обработуваат преку повеќе модели на машинското учење. Важноста на карактеристиките се пресметува со користење на ODE-инспирирана формулација на чувствителност, а потоа се проширува преку нормализација, анализа на стабилноста на моделот и мерки на отстапување.

Оваа рамка овозможува систематска споредба меѓу локалната чувствителност и глобалните методи за важност на карактеристиките, низ различните модели и аналитички пристапи.

4.9. Нормализирана важност на карактеристиките

Со цел да се овозможи споредба независна од скалата меѓу карактеристиките, нормализираната важност се дефинира како:

$$\tilde{I}_i(x) = \frac{|I_i(x)|}{\sum_{j=1}^d |I_j(x)|} \quad (37)$$

Оваа трансформација обезбедува:

- споредливост меѓу карактеристиките,
- инваријантност на скалирањето,
- интерпретабилност како релативен придонес.

За разлика од локалната нормализација дефинирана во дел 2.3, оваа формулација претставува релативна нормализација меѓу карактеристиките, овозможувајќи директна споредба на нивните придонеси.

4.10. Анализа на стабилноста на моделите

Нека $I_i^{(m)}$ ја означува важноста на карактеристиката i , пресметана со користење на моделот m , каде што $m=1, \dots, M$.

Средната важност низ моделите е:

$$\bar{I}_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I_i^{(m)} \quad (38)$$

Индексот на стабилноста се дефинира како:

$$Var_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left(I_i^{(m)} - \bar{I}_i \right)^2 \quad (39)$$

Интерпретација:

- Ниска варијанса $\rightarrow$ стабилна карактеристика,
- Висока варијанса $\rightarrow$ карактеристика зависна од моделот.

4.11. Споредба со важност базирана на пертурбации

Со цел да се анализира односот меѓу локалната чувствителност и глобалната важноста, се воведува мерка на отстапувањето меѓу ODE-инспирираната важност и пермутациски базираната важност:

$$G_i = |I_i^{ODE} - I_i^{perm}| \quad (40)$$

Интерпретација:

- $G_i \approx 0 \rightarrow$ конзистентна карактеристика низ методите,
- големо $G_i \rightarrow$ нелинеарно или моделно-зависно однесување,

Оваа мерка дава увид во разликите меѓу:

- локална чувствителност (ODE-инспирирана),
- глобална важност (пермутациска или SHAP).

4.12. Унифицирана интерпретативна рамка

Проширената рамка овозможува класификација на карактеристиките во следните категории:

- **Стабилни карактеристики**, кои се одликуваат со ниска варијанса и мало отстапување.
- **Карактеристики зависни од моделот**, кај кои се забележува висока варијабилност меѓу различните модели.
- **Карактеристики со низок придонес**, кои имаат мала вкупна важност.

Дополнително, предложената рамка ја проширува класичната анализа на чувствителност преку воведување на:

- нормализација,
- анализа на стабилноста на моделот,
- мерки на отстапување.

Со тоа се овозможува унифицирана и систематска споредба на важноста на карактеристиките низ различни модели и методи за интерпретабилност. Притоа се покажува дека релевантноста на карактеристиките е инхерентно зависна од избраниот модел.

4.13. Консензуален интерпретабилен скор (CIS)

Различните методи за интерпретабилност опфаќаат комплементарни аспекти на релевантноста на карактеристиките. SHAP ја квантифицира важноста врз основа на придонесот на карактеристиките, пермутациската важност ја мери деградацијата на перформансите по пертурбација на карактеристиките, додека ODE-FI ја одразува локалната чувствителност на предвидената веројатност.

Со цел да се интегрираат овие комплементарни перспективи во единствена мерка, се воведува консензуален интерпретабилен скор (CIS), кој овозможува поцврста и пообјективна проценка на важноста на карактеристиките преку комбинирање на различни интерпретативни парадигми.

Консензуалниот интерпретабилен скор за карактеристиката x_i се дефинира како:

$$C_i = \alpha I_i^{ODE} + \beta I_i^{SHAP} + \gamma I_i^{PERM} \quad (41)$$

под услов:

$$\alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (42)$$

каде што:

- I_i^{ODE} е нормализираната ODE-инспирирана важност на карактеристиката,
- I_i^{SHAP} е нормализираната SHAP-важност,
- I_i^{PERM} е нормализираната пермутациска важност,
- α, β, γ се тежински коефициенти кои го контролираат релативниот придонес на секој метод за интерпретабилност.

Предложената рамка усвојува коефициенти пондерираани според согласноста, изведени од анализа на Спирмановата корелација меѓу методите. $A_{ODE}, A_{SHAP}, A_{PERM}$ ја означуваат просечната согласност на секој метод со останатите методи. Тежинските коефициенти се пресметуваат како:

$$\alpha = \frac{A_{ODE}}{A_{ODE} + A_{SHAP} + A_{PERM}} \quad (43)$$

$$\beta = \frac{A_{SHAP}}{A_{ODE} + A_{SHAP} + A_{PERM}} \quad (44)$$

$$\gamma = \frac{A_{PERM}}{A_{ODE} + A_{SHAP} + A_{PERM}} \quad (45)$$

каде што терм за согласност се добиваат од парни Спирманови корелации меѓу методите за интерпретабилност.

Предложената CIS-формулација обезбедува:

- унифицирано рангирање на карактеристиките,
- намалена зависност од единечен метод за интерпретабилност,
- подобрена робусност на селекцијата на карактеристики,
- зголемена согласност меѓу хетерогените модели.

Карактеристиките со високи CIS-вредности претставуваат предиктори кои конзистентно се идентификувани како важни низ повеќе парадигми на интерпретабилност.

Експериментално добиените вредности на Спирмановата согласност користени за проценка на коефициентите се прикажани во резултатите (табела 10).

4.14. Теоретски својства на предложената рамка

Лема 1. Стабилност на рангирањето на карактеристиките

Нека $r_i^{(m)}$ го означува рангирањето на карактеристиките x_i добиено од модел или метод m , за $m = 1, \dots, M$ Дефинираме:

$$MeanRank_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M r_i^{(m)} \quad (46)$$

$$VarRank_i = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (r_i^{(m)} - MeanRank_i)^2 \quad (47)$$

Карактеристиката x_i се смета за стабилна ако $VarRank_i$ е мала.

Доказ.

Ако $VarRank_i \approx 0$, тогаш ранговите $r_i^{(m)}$ се блиски до нивната средна вредност низ сите модели и методи. Затоа, карактеристиката добива слични рангирања независно од избраниот модел или метод за интерпретабилност. Оттука, малата варијанса на рангирањето укажува на стабилна важност на карактеристиката.

Тврдење 1. Ограниченост на ODE-инспирирана важност на карактеристиките

Разгледајте ја веројатносната мапа дефинирана во равенка (10). Локалната чувствителност е дадена со равенка (14), а нејзината горна граница е утврдена во равенка (27).

Доказ.

Од равенка (14), бидејќи $0 < p(x) < 1$, чувствителноста го вклучува терм $p(x)(1 - p(x))$ кој е ограничен со $1/4$, како што е прикажано во равенка (26). Со заменување на ова ограничување во равенка (14) се добива равенка (27), со што доказот се завршува.

Тврдење 2. Робусна селекција на карактеристики преку мултикритериумска агрегација

Нека $X = (x_1, \dots, x_d)$ биде множество од влезни карактеристики и нека се пресметаат повеќе мерки за важност на карактеристиките преку различни модели на машинското учење и методи за интерпретабилност.

Дефинирајте го агрегатниот одлучувачки скор за карактеристиката x_i како:

$$\lambda_i = VarRank_i / \max_j (VarRank_j) \quad (48)$$

$$\mu_i = G_i / \max_j (G_j) \quad (49)$$

каде што $VarRank_i$ е варијансата на рангирањето на карактеристиката x_i низ моделите и методите за интерпретабилност, G_i е скорот на отстапувањето меѓу методите, а $(VarRank_j)$ и $max_j(G_j)$ се нормализациски константи пресметани преку сите карактеристики.

Адаптивниот скор на робусност за карактеристиката x_i потоа се дефинира како:

$$Score_i = \frac{1}{MeanRank_i + \lambda_i \cdot VarRank_i + \mu_i \cdot G_i} \quad (50)$$

каде што $MeanRank_i$ е просечното рангирање на карактеристиката x_i , $VarRank_i$ ја мери нестабилноста на рангирањето, а G_i го мери несогласувањето меѓу ODE-FI и конвенционалните методи за интерпретабилност како што се пермутациската важност и SHAP.

За разлика од формулацијата со фиксна казна, адаптивниот скор доделува казни специфични за секоја карактеристика. Карактеристиките со висока варијанса на рангирање или високо несогласување меѓу методите добиваат посилна казна, додека стабилните и конзистентно рангирани карактеристики се казнуваат помалку.

Доказ.

Именителот на $Score_i$ се состои од три компоненти. Првиот терм, $MeanRank_i$, фаворизира карактеристики со висока просечна важност, бидејќи пониските рангови одговараат на поважни предиктори. Вториот терм, $\lambda_i \cdot VarRank_i$ ја казнува нестабилноста на рангирањето пропорционално на релативната варијанса на секоја карактеристика. Третиот терм, $\mu_i \cdot G_i$, го казнува несогласувањето меѓу методите пропорционално на релативното отстапување на секоја карактеристика.

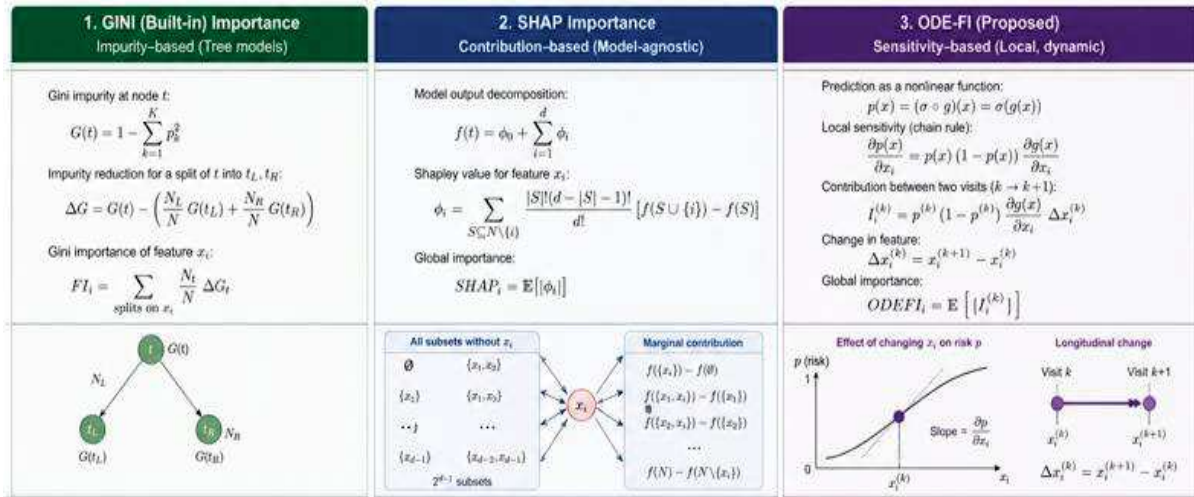
Оттука, адаптивниот скор се максимизира кога карактеристиката има ниско просечно рангирање, ниска варијанса на рангирањето и ниско отстапување низ методите за интерпретабилност. Затоа, карактеристиките со највисоки адаптивни робусни скорови се истовремено важни, стабилни и конзистентни. Селекцијата на top-k карактеристики според $Score_i$ резултира со робусно подмножество предиктори.

4.15. Алгоритамска одлучувачка рамка за робусна селекција на карактеристики

Со цел да се адресира неконзистентноста на важноста на карактеристиките низ различни модели на машинско учење и методи за интерпретабилност, се предлага интегрирана

одлучувачка рамка која ги комбинира пристапите базирани на придонес, перформанси и чувствителност.

Фундаменталните математички разлики помеѓу impurity-базирани (Gini), contribution-базирани (SHAP) и sensitivity-базирани (ODE-FI) важност на карактеристики се прикажани на фотографија 6.



Слика 6. Математичка и концептуална споредба на методите за важност на карактеристиките (Gini, SHAP и ODE-FI).

Сликата прикажува три комплементарни перспективи за важност на карактеристиките. Gini важноста го одразува намалувањето на нечистотијата во дрвовидните модели, SHAP ја квантифицира просечната маргинална придонесеност преку коалиции на карактеристики, а ODE-FI ја опфаќа локалната чувствителност на предвидениот ризик кон пертурбации на карактеристиките, вклучувајќи и лонгитудиналната динамика. Овие методи обезбедуваат комплементарни, а не конкурентни погледи на релевантноста на карактеристиките. Селекцијата на карактеристики се изведува врз основа на комбинација од големината на важноста, стабилноста низ моделите и согласноста меѓу методите за интерпретабилност.

Карактеристиките кои конзистентно постигнуваат високи рангирања со ниска варијанса и мало отстапување се сметаат за робусни предиктори.

Надоврзувајќи се на овие комплементарни принципи, целокупната одлучувачка процедура е формулирана како алгоритамска рамка (алгоритам 1).

Алгоритмот ги интегрира мерките базирани на придонес (SHAP), перформанси (пермутациска важност) и чувствителност (ODE-FI) со цел идентификација на робусни карактеристики низ различни модели.

Algorithm 1. Robust Feature Selection via Multi-Criteria Importance.

Input: $D, X = (x_1, \dots, x_d)$, y , Models = $\{M_1, \dots, M_k\}$, k ;

Output: Selected_Features

1. Split D into train/test (stratified)
2. For each model M : train M ; evaluate M ; compute

$$SHAP_i = \text{mean}(|\phi_i|),$$

$$PI_i = \text{performance_drop}(|x_i|),$$

$$ODEFI_i = \text{mean}\left(\left|p(1-p)\frac{\partial g}{\partial x_i} \cdot \Delta \partial x_i\right|\right)$$
3. Normalize all importance scores per method
4. Rank features per model and method
5. Compute $MeanRank_i$ and $VarRank_i$
6. Compute adaptive coefficients: λ_i and μ_i
7. Compute adaptive robustness score: $Score_i$
8. Select top- k features by $Score_i \rightarrow$ Selected_Features

Return Selected_Features

5. РЕЗУЛТАТИ

5.1. Навики на исхраната кај популацијата со дијабетес тип 2

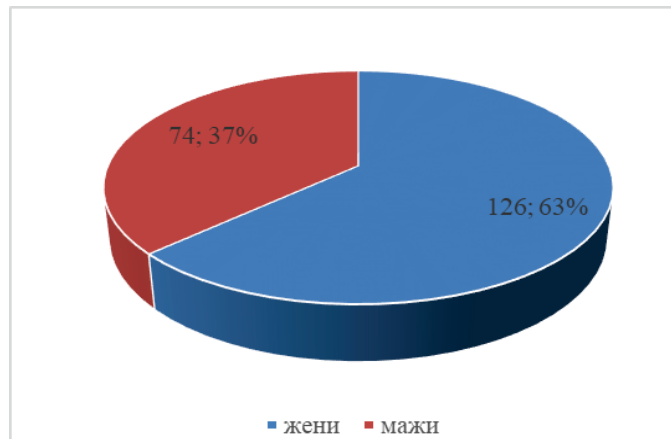
Дијабетес мелитус тип 2 претставува хронично метаболичко заболување со мултифакторна етиологија, чија преваленција континуирано расте и претставува значаен јавноздравствен предизвик. Меѓу клучните модифицирачки фактори што влијаат врз појавата, прогресијата и контролата на ова заболување, особено значајно место заземаат навиките во исхраната, начинот на живот, како и социо-економските услови на пациентите.

Исхраната, како комплексен и динамичен фактор, директно влијае врз гликемиската регулација, инсулинската сензитивност и појавата на компликации поврзани со болеста. Во тој контекст, анализата на нутритивните навики, фреквенцијата и распределбата на оброците, како и изборот на прехранбени производи, претставува суштинска основа за креирање ефективни стратегии за менаџирање на дијабетес мелитус тип 2.

Овој труд се темели на емпириско истражување спроведено преку анкетирање на 200 пациенти дијагностицирани со дијабетес мелитус тип 2, кои се третирани во Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје и во Општата болница „Ферид Мурад“ во Гостивар. Собраните податоци опфаќаат демографски и лични карактеристики на испитаниците, нивните навики во исхраната, фреквенцијата на оброците, типот на консумираната храна, како и релевантни аспекти од нивниот животен стил и животен стандард.

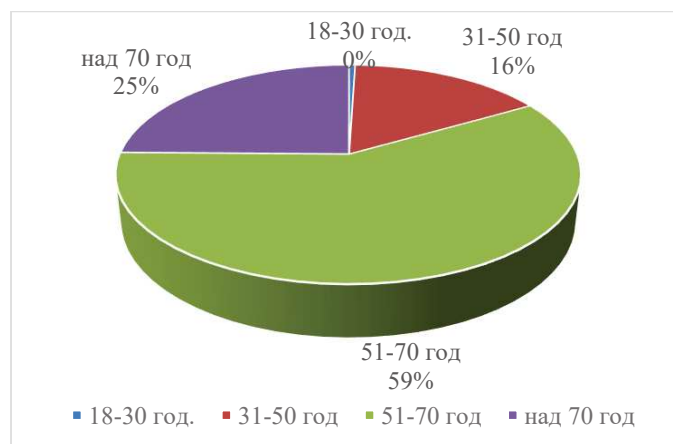
Презентацијата и интерпретацијата на резултатите се извршени преку графички прикази (графикони), кои овозможуваат систематска и јасна анализа на распределбата и на трендовите во податоците. Ваквиот пристап придонесува за подлабоко разбирање на релациите меѓу нутритивните навики и контролата на болеста, како и за идентификација на потенцијалните фактори на ризик.

Основната цел на истражувањето е да се идентификуваат карактеристичните навики во исхраната кај пациентите со дијабетес мелитус тип 2 и да се утврди нивното влијание врз управувањето со болеста, со крајна цел унапредување на нутритивните препораки и клиничката пракса.



Слика 7. Полова распределба на испитаниците со дијабетес мелитус тип 2

Овие демографски карактеристики обезбедуваат релевантна основа за понатамошна анализа на навиките во исхраната и за развој на прилагодени нутритивни и математички модели, земајќи ги предвид половите и возрастните специфичности на испитуваната популација. Резултатите прикажани на графиконот укажуваат на поголема застапеност на женскиот пол 63 % во однос на машкиот 37 % во испитуваниот примерок, што сугерира повисока стапка на посетеност на болничките центри од страна на жените кај кои е дијагностицирано ова заболување.



Слика 8. Возрасна распределба на испитаниците со дијабетес мелитус тип 2

Во однос на возрастната структура, пациентите беа на возраст од 29 до над 80 години. Испитаниците беа групирани во четири возрастни категории:

- 18–30 години, со 0 % учество,
- 31–50 години, со 16 % учество,
- 51–70 години, со 59 % учество,

- над 70 години, со 25 % учество.

Како што е прикажано на сликата 8, најголемиот дел од испитаниците припаѓа на возрастната група од 51 до 70 години, што е во согласност со епидемиолошките податоци за појавата и преваленција на дијабетес тип 2.



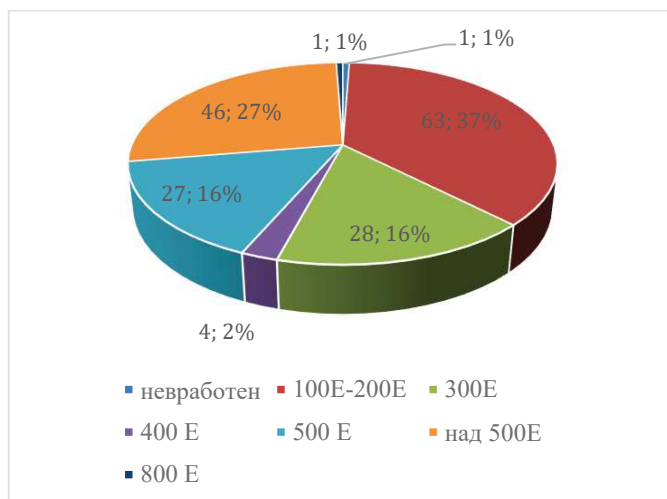
Слика 9. Религијата на која припаѓаат испитаниците

Сликата ја прикажува распределбата на испитаниците со дијабетес според религиозната припадност, истакнувајќи јасна разлика меѓу двете групи. Од презентираните податоци се забележува дека мнозинството од испитаниците припаѓа на муслиманската вероисповед, при што 124 лица, односно 73 % доминираат во структурата на примерокот. Помалиот дел, односно 46 лица, односно 27 %, припаѓа на православната вероисповед.



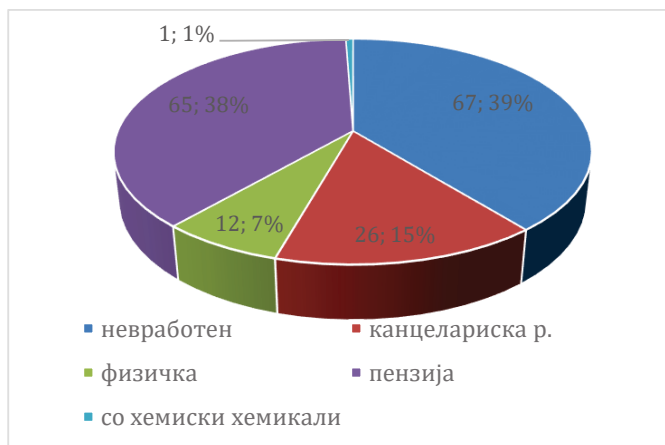
Слика 10. Место на живеење на испитаниците

Испитаниците се речиси рамномерно распределени според местото на живеење, при што 49 % живеат во урбана, а 51 % во рурална средина. Ова овозможува анализа на нутритивните навики без изразена урбано-рурална пристрасност.



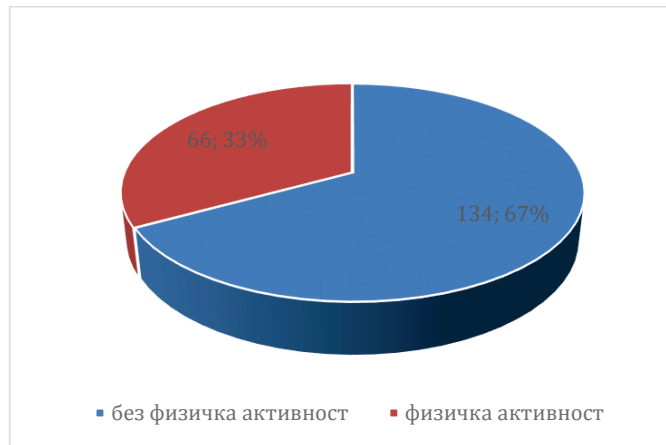
Слика 11. Социо-економски услови на испитаниците

Најголемиот дел од испитаниците се распоредени во средните социо-економски категории, додека помал број од нив припаѓаат на најниските и во највисоките категории. Социо-економскиот статус има значајно влијание врз достапноста на храна, изборот на намирници и можностите за спроведување нутритивни препораки.



Слика 12. Работен статус на испитаниците

Резултатите покажуваат дека најголемиот дел од испитаниците се невработени 34 % или пензионери 33 %, додека помалиот дел се вработени 20 % или припаѓаат на други категории. Работниот статус може да влијае врз редовноста на оброците, физичката активност и придржувањето кон препорачаниот режим на исхрана.



Слика 13. Физичка активност кај испитаниците

Резултатите покажуваат дека 134 пациенти, односно 67 %, не се физички активни, додека 66 пациенти, односно 33 %, пријавуваат одредена физичка активност. Од научна перспектива, овие податоци укажуваат на висока преваленција на седентарен животен стил

кај пациентите со дијабетес тип 2. Физичката активност се смета за суштинска компонента во управувањето со ова заболување, бидејќи позитивно влијае врз контролата на гликемијата, чувствителноста на инсулин и врз намалувањето на кардиоваскуларните фактори на ризик. Релативно нискиот процент на пациенти кои се физички активни укажува на потребата од едукативни интервенции и програми за промоција на физичката активност како дел од терапевтското управување.



Слика 14. Пушење кај испитаниците

Најголемиот дел од испитаниците пријавиле дека не пушат, односно 51 %, додека помалиот дел се активни пушачи, односно 25 %, или поранешни пушачи, односно 16 %.

Навиката на пушење претставува значаен фактор на ризик за кардиоваскуларни компликации кај лицата со дијабетес тип 2.



Слика 15. Пациентите со компликации од дијабетес тип 2

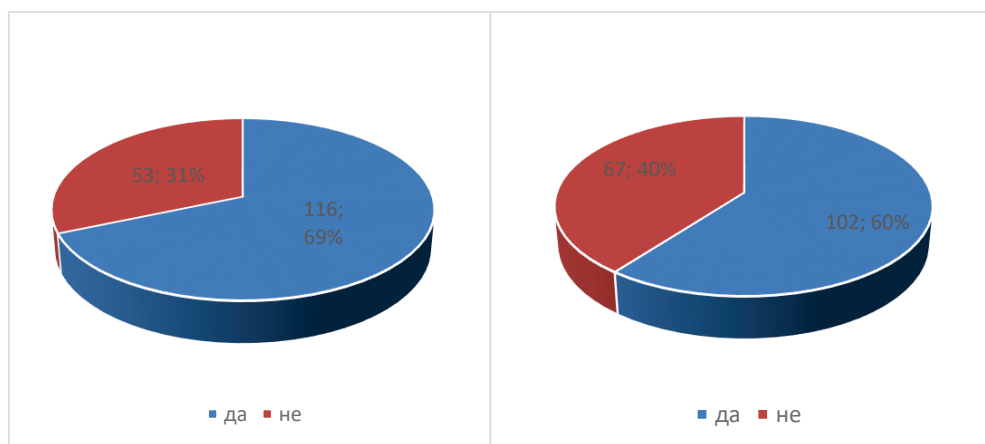
Резултатите покажуваат дека 68 % од испитаниците имаат дијагностицирани компликации, додека 32 % немаат пријавено компликации. Ова укажува на висок товар на хронични компликации во испитуваната популација.



Слика 16. Хоспитализација на пациенти со дијабетес

Сликата ја прикажува распределбата на учесниците во студијата според статусот на хоспитализација. Од анализата на податоците се забележува дека мнозинството учесници не биле хоспитализирани, сочинувајќи 77 % од примерокот, додека 23 % од нив пријавиле хоспитализација. Овој резултат покажува дека поголемиот дел од лицата вклучени во студијата немале потреба од болничко лекување во текот на периодот на набљудување. Нискиот процент на хоспитализација може да укажува на релативно стабилна здравствена состојба на

мнозинството испитаници или на соодветно управување со болеста на амбулантско ниво. Од друга страна, фактот дека речиси една четвртина од учесниците, односно 23 %, биле хоспитализирани, покажува дека постои сегмент од популацијата со компликации или со влошување на општата состојба, на кој му било потребно болничко лекување. Овој индикатор е важен за проценка на товарот од болеста и може да биде поврзан со различни фактори, како што се возраста, времетраењето на заболувањето, начинот на живот или метаболичката контрола.



Слика 17. Емоционален стрес и тага кај пациентите

Околу 69 % од пациентите со дијабетес во оваа студија изјавиле дека се чувствуваат под стрес, додека 31 % се изјасниле негативно. Овој резултат покажува дека повеќе од половина од популацијата во студијата доживува промени во емоционалните аспекти. Анализата на податоците покажува дека 60 % од пациентите чувствувале тага, додека 40 % не го пријавиле ова чувство.

Овие резултати укажуваат на тоа дека значителен дел од пациентите со дијабетес доживуваат стрес поврзан со нивната здравствена состојба. Стресот може да биде предизвикан од различни фактори, како што се неизвесноста за текот на болеста, ризикот од долгорочни компликации, потребата од континуиран третман и промените во животниот стил, кои се потребни за управување со дијабетесот.

Од психолошка и клиничка перспектива, присуството на чувство на стрес кај повеќе од половина од пациентите укажува на важноста на психолошката поддршка и на здравствената едукација за оваа група пациенти. Студиите во областа на дијабетологијата покажуваат дека емоционалните фактори, вклучувајќи ги стравот и вознемиреноста, можат

да влијаат врз усогласеноста со терапијата, контролата на гликемијата и врз квалитетот на животот на пациентите.

Затоа, резултатите од оваа студија ја истакнуваат потребата од мултидисциплинарен пристап кон управувањето со дијабетесот, кој покрај медицинскиот третман вклучува и психолошка поддршка и образовни програми за пациентите, со цел подобрување на нивната физичка и емоционална балгосостојба.



Слика 18. Фреквенција на оброци кај испитаниците

На оваа слика е прикажана фреквенцијата на консумирање оброци кај анкетираниите пациенти со дијабетес мелитус. Од презентираниите податоци се забележува дека 65 % од испитаниците имаат редовна исхрана, односно консумираат планирани и стабилни оброци, додека 35 % од нив имаат нередовна исхрана и не почитуваат постојан распоред на оброци.

Овој резултат индицира дека мнозинството пациенти со дијабетес во оваа кохорта се свесни за важноста на редовниот прехранбен режим, кој е од суштинско значење за одржување на стабилно ниво на гликемија. Сепак, релативно високиот процент на пациенти со нередовна исхрана, што опфаќа речиси една третина од испитаниците, ја нагласува потребата од дополнителна здравствена едукација и специфични диететски интервенции.

Од научна гледна точка, редовниот распоред на оброци придонесува за ефикасна контрола на нивото на гликоза во крвта преку превенција на акутни епизоди на хипогликемија и хипергликемија, што претставува базален предуслов за успешно долгорочно менаџирање на дијабетесот. Спротивно на тоа, нередовниот внес на храна инцидира сериозни здравствени ризици преку предизвикување на нагли гликемиски флукуации кои можат да индуцираат акутни и хронични метаболички компликации.



Слика 19. Посета на диететичар и придржување до диетален режим

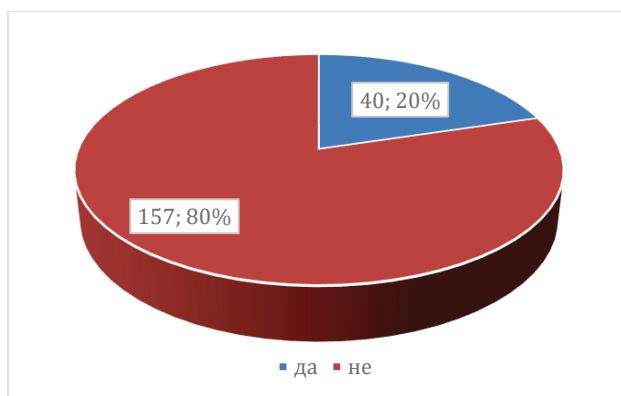
Добиените резултати покажуваат дека само 6 % од пациентите се придржуваат до диетата, додека 94 % не го прават тоа. Оваа распределба укажува на многу ниско ниво на придржување до правилниот режим на исхрана кај пациентите со дијабетес мелитус тип 2. Контролираната диета е еден од главните столбови во третманот на дијабетесот, бидејќи директно влијае врз регулирањето на нивото на гликоза во крвта, контролата на телесната маса и врз спречувањето на метаболичките компликации. Затоа, консултациите со диететичар се многу важни за правилно управување со болеста и за добивање соодветни информации од стручни професионалци. Високиот процент на пациенти кои не посетуваат диететичар може да биде поврзан со различни фактори, како што се недостигот од здравствена едукација, социоекономските фактори или тешкотиите при промената на животниот стил.



Слика 20. Пациентите со специфична диета

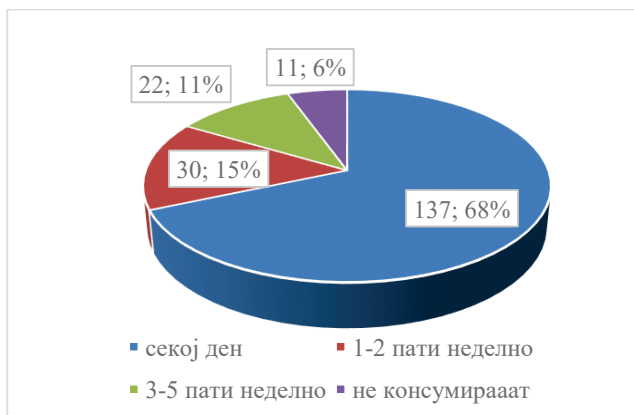
Сликата покажува дека минимален дел од пациентите следат специфична исхрана поврзана со нивната здравствена состојба и општата благосостојба, што го сочинуваат 6 % од

испитаниците, додека остатокот, кој е поголем, никогаш не посетил диететичар, а ова вклучува 94 % од испитаниците. Ваквата дистрибуција на податоците укажува на фактот дека многу мал сегмент од испитуваната популација поседува соодветни информации за менаџирање на правилната исхрана. Истовремено, се забележува низок степен на подготвеност за консултација со стручни медицински профили во оваа сфера, што упатува на недоволно развиена свест за важноста на диететските интервенции во рамките на локалниот здравствен систем.



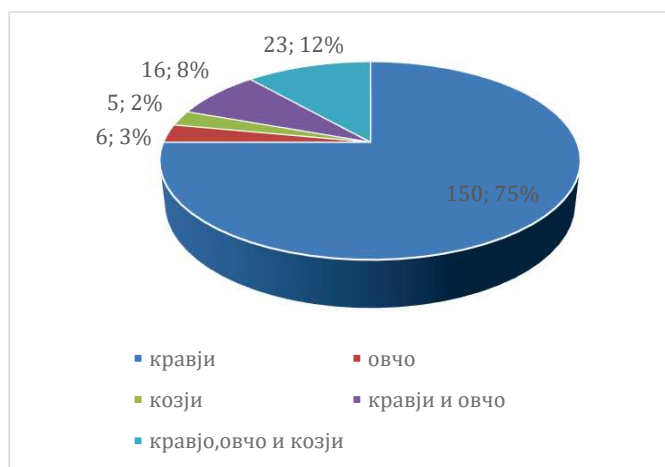
Слика 21. Пациентите што имаат проблеми после консумирање на некоја храна

На оваа слика е прикажана дистрибуцијата на испитаниците кои имаат здравствени потешкотии по консумирање на одредена храна. Од презентираните податоци се забележува дека 20 % од пациентите пријавуваат влошување на нивната состојба по консумирање храна (како што е појавата на постпрандијална хипергликемија или други потешкотии), додека 80 % не репортираат влошување, односно не забележале никакви манифестни симптоми по оброкот. Процентуално, овие резултати индицираат дека релативно мал сегмент од испитаниците доживуваат негативни реакции на одредени намирници, додека доминантниот дел од кохортата нема вакви проблеми.



Слика 22. Консумирање на млечни производи

На оваа слика е прикажана фреквенцијата на консумирање млечни производи кај анкетираниите пациенти со дијабетес. Од презентираниите податоци, се забележува дека 70 % од пациентите консумираат млечни производи секој ден, што претставува доминантно мнозинство од испитаниците. 15 % ги консумираат 1-2 пати неделно, што укажува на поограничена употреба. 12 % ги консумираат 3-5 пати неделно, што претставува просечно ниво на потрошувачка. Само 3 % воопшто не консумираат млечни производи. Оваа распределба покажува дека млечните производи се важен дел од исхраната на повеќето пациенти со дијабетес. Дневната потрошувачка може да биде корисна поради содржината на протеини, калциум и витамини, но исто така бара внимание при изборот на производи (на пр. со малку маснотии и без додаден шеќер) за да се избегнат негативни ефекти врз гликемијата.



Слика 23. Видови млечни производи

Оваа слика прикажува распределбата на пациентите според видот на млеко што го консумираат:

75 % (150 пациенти) консумираат кравјо млеко, што е најраспространетиот избор.

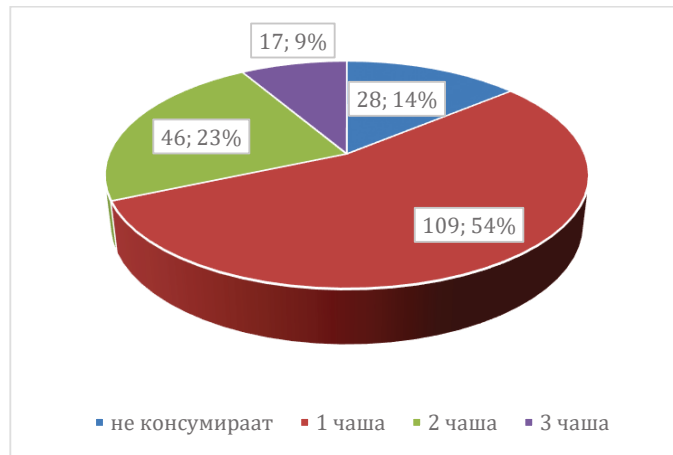
12 % (23 пациент) консумираат сите видови (кравјо, овчо и козјо).

8 % (16 пациенти) консумираат кравјо и овчо млеко.

2 % (5 пациенти) консумираат козјо млеко.

3 % (6 пациенти) консумираат овчо млеко.

Резултатите покажуваат јасна доминација на кравјо млеко во исхраната на пациенти со дијабетес, додека употребата на други видови е значително помала. Ова може да биде поврзано со пристапот, цената и навиките во исхраната. Млечните производи се важен дел од исхраната на пациентите со дијабетес.



Слика 24. Потрошувачка на млеко/јогурт (количина)

На сликата е прикажана дневната количина на консумирање на овие производи:

54 % консумираат 1 чаша дневно.

23 % консумираат 2 чаши дневно.

9 % консумираат 3 чаши дневно.

14 % воопшто не консумираат.

Мнозинството пациенти со дијабетес ги консумираат овие намирници во умерени количини, што соодветствува на препораките за избалансиран диетален режим. Сепак, утврдената варијабилност во внесот ја нагласува потребата од индивидуализиран пристап во диететското советување. Во овој контекст, од круцијално значење е правилниот избор на производи со ниска масленост и без додадени шеќери, со цел оптимална контрола на нивото на гликемија.



Слика 25. Фреквенција на консумирање зеленчук

На оваа слика е прикажана фреквенцијата на консумирање зеленчук кај анкетираниите пациенти со дијабетес:

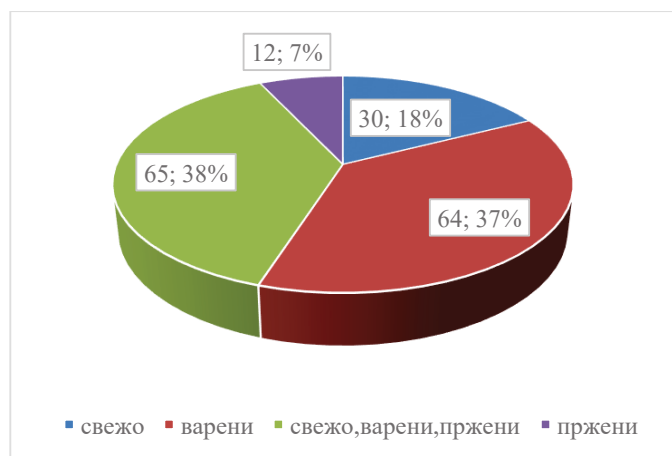
70 % (141 пациенти) консумираат зеленчук секојдневно, што претставува доминантно мнозинство.

17 % (34 пациенти) консумираат 3-5 пати неделно.

12 % (24 пациенти) консумираат 1-2 пати во текот на неделата.

1 % (1 пациент) воопшто не консумира зеленчук.

Резултатите покажуваат позитивен тренд во исхраната на пациентите, каде редовниот внес на зеленчук, богат со растителни влакна и нутриенти, е есенцијален за ефикасна контрола на гликемијата и метаболичкиот статус. Поретката консумација кај мал процент испитаници може неповолно да влијае врз долгорочното управување на дијабетесот.



Слика 26. Начин на консумирање зеленчук

На оваа слика е прикажан начинот на кој зеленчукот го консумираат анкетираниите лица со дијабетес. Податоците покажуваат дека:

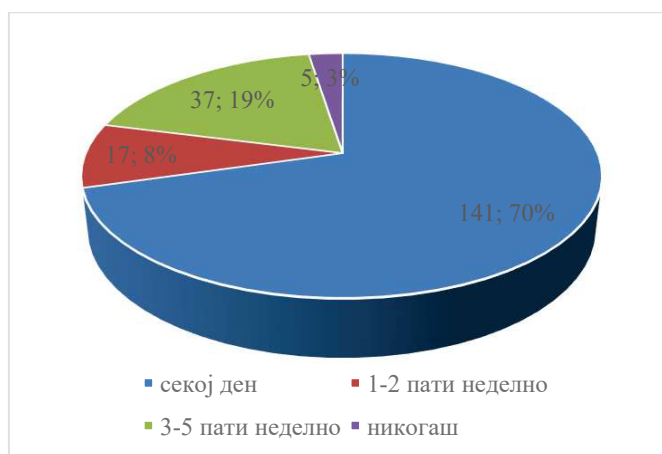
38 % од учесниците консумираат зеленчук на комбинирани начини - свеж, варен и пржен.

37 % претпочитаат варен, што е здрав и препорачан начин за лицата со дијабетес, бидејќи ги зачувува повеќето хранливи вредности и избегнува додавање масти.

18 % го консумираат свеж, што е исто така многу позитивно, особено за зачувување на растителните влакната и витамините.

Само 7 % го јадат пржен, што е мал процент и добар индикатор, бидејќи пржената храна може негативно да влијае врз контролата на гликемијата.

Резултатите се позитивни за лицата со дијабетес, бидејќи повеќето претпочитаат варен, свеж или здрав комбиниран зеленчук, додека пржењето останува најмалку користен метод. Ова покажува добра свест за важноста на здравата исхрана во управувањето со дијабетесот.



Слика 27. Колку често консумираат овошје

На оваа слика е прикажана распределбата на пациентите кои учествуваат во анкетата и кои покажуваат колку често консумираат овошје во текот на неделата, при што:

70 % од пациентите консумираат овошје секој ден.

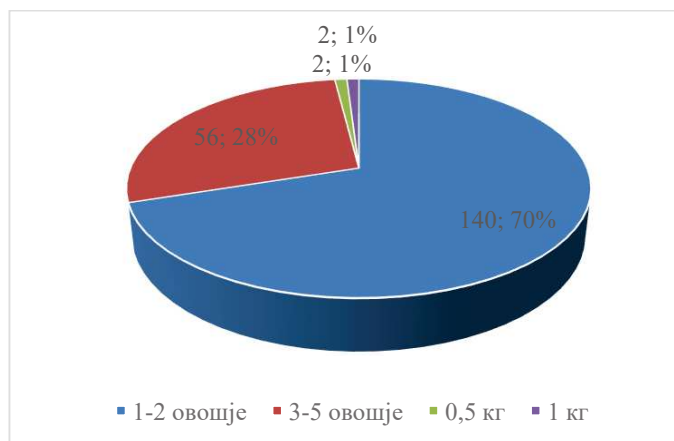
19 % од пациентите консумираат 3-5 пати неделно.

8 % од пациентите консумираат 1-2 пати неделно.

3 % од пациентите воопшто не го консумираат.

Од овие резултати произлегува дека мнозинството испитаници често консумираат овошје во текот на неделата, што е од есенцијално значење поради обезбедувањето енергија и хранливи материи. Сепак, прекумерната и неконтролирана консумација на овошје може да предизвика зголемување на нивото на гликемија, што не е пожелно кај оваа патологија. Минимален дел од испитаниците одговориле дека воопшто не консумираат овошје, што исто така претставува

неповолен тренд, бидејќи пациентите со дијабетес имаат потреба од природни шеќери, растителни влакна, витамини и минерали кои потекнуваат од овошните плодови.



Слика 28. Колку овошје консумираат дневно

Оваа слика ја претставува распределбата на анкетираниите пациенти во проценти за дневна консумација на овошје каде што:

70 % од нив консумираат 1–2 овошја дневно. Ова го претставува мнозинството испитаници и умерено ниво на консумација.

28 % консумираат 3–5 овошја дневно. Значителен процент со зголемена консумација.

1 % консумираат околу 0,5 кг овошје дневно. Висока консумација, над просечното ниво.

1 % консумираат околу 1 кг овошје дневно. Многу висока и потенцијално прекумерна консумација за пациенти со дијабетес.

Доминацијата на консумација од 1–2 овошја/ден 70 % укажува на релативно контролиран и соодветен пристап за пациенти со дијабетес.

Групата со 3–5 овошја/ден 27 % може да има бенефит од внесот на растителни влакна и витамини, но треба да се внимава:

- за вкупното гликемиско оптоварување,
- за избор на овошје со понизок гликемиски индекс.

Многу висока консумација (0,5–1 кг/ден) иако ретка 2 %, може:

- да ги зголеми нивоата на гликоза во крвта,

- негативно да влијае на контролата на дијабетесот доколку правилно не се контролира.



Слика 29. Консумирање на јаткасти плодови неделно

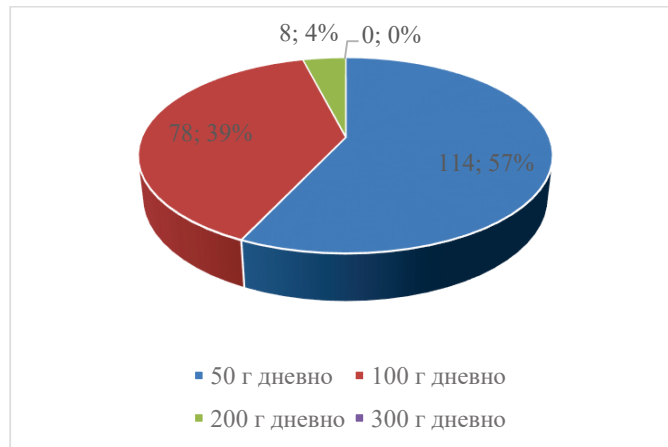
Сликата ја прикажува распределбата на пациенти со дијабетес според фреквенцијата на консумирање јаткасти плодови, каде што:

50 % консумираат јаткасти плодови 1–2 пати неделно. Ова претставува половина од примерокот и умерена фреквенција, Ова ниво се смета за умерено и прифатливо јаткасти плодови (ореви, бадеми, лешници): се богати со здрави масти (мононезаситени и полинезаситени) и помагаат во подобрување на липидниот профил.

21 % ги консумираат 3–5 пати неделно. Група со почеста и потенцијално поредовна консумирање. Оваа група има најголема корист од нутритивните вредности на јаткастите плодови. Редовната консумирање е поврзана со:

- намален кардиоваскуларен ризик,
- подобрена чувствителност на инсулин, но секогаш треба да се контролира количината, бидејќи се калорични.

29 % воопшто не ги консумираат. Ова претставува релативно висок процент на испитаници кои ги исклучуваат од исхраната, што подразбира дефицит во внесот на здрави масти, растителни влакна и антиоксиданси.



Слика 30. Колку јаткасти плодови консумираат дневно

Од анкетираниите пациенти со дијабетес:

0 % консумираат 300 g/ден,

4 % консумираат 200 g/ден,

39 % консумираат 100 g/ден,

57 % консумираат 50 g/ден.

Консумацијата од 100 g/ден 28 % е поумерена количина, но сепак релативно висока. Таа обезбедува: добри масти, растителни протеини, растителни влакна. Во пракса, често се препорачуваат 20–30 g/ден, максимум до 50 g.

Консумацијата од 50 g/ден 2 % е количината која е најблиску до официјалните препораки за исхрана. Погодно за контрола на гликемијата, управување со телесната маса.



Слика 31. Фреквенција на консумирање месо кај пациенти со дијабетес

На оваа слика е прикажана фреквенцијата на консумирање месо кај пациентите со дијабетес мелитус, што овозможува увид во нивните прехранбени навики.

Од презентираниите податоци се забележува дека:

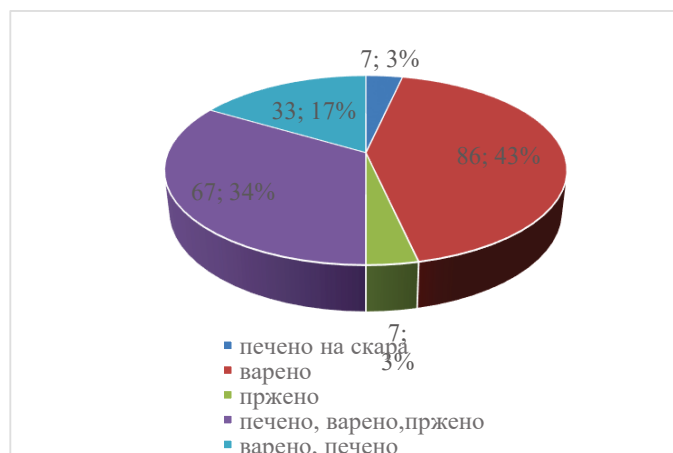
37 % (63 пациенти) консумираат месо секој ден, што претставува најголем процент. Ова укажува на тенденција за чест внес на животински протеини.

24 % (40 пациенти) консумираат месо 1-2 пати неделно, што претставува поумерено ниво на потрошувачка.

39 % (65 пациенти) консумираат месо 3-5 пати неделно, што е исто така висок процент и укажува на релативно честа фреквенција.

0 % од пациентите пријавуваат дека не консумираат месо, што значи дека месото е дел од исхраната на сите испитаници.

Ваквата распределба потврдува дека мнозинството пациенти со дијабетес мелитус консумираат месо редовно, при што значаен дел од кохортата го практикува тоа на секојдневна база.



Слика 32. Начинот на кој пациентите готват месо

На оваа слика е прикажана распределбата на пациентите со дијабетес мелитус според кулинарскиот метод на подготовка на месото, при што:

43 % од нив го консумираат месото варено.

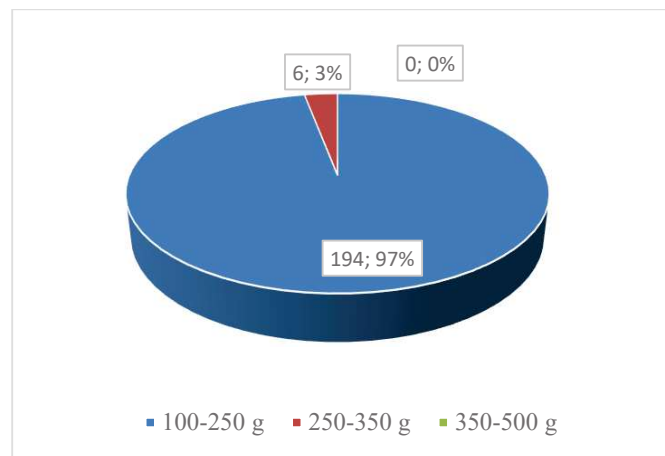
34 % од пациентите консумираат варено, печено и пржено месо во текот на неделата.

17 % од пациентите консумираат месо и варено и печено.

3 % од пациентите консумираат пржено месо и

3 % од пациентите консумираат месо на скара.

Резултатите покажуваат дека повеќето пациенти со дијабетес претпочитаат поздрави методи на подготовка на месо, како што се варењето и печењето. Сепак, одреден дел користат и помалку поволни методи, како што е пржењето, особено во комбинација со други кулинарски пристапи. Ова укажува на потребата од подобрена едукација за исхраната, со фокус на избор на поздрави методи за подготовка на храната.



Слика 33. Количина на месо што ја консумираат пациентите

Од понудените три опции за количина кои беа вклучени во прашалникот:

97 % од пациентите консумираа 100-250 g месо дневно, што претставува доминантно мнозинство и укажува релативно умерено ниво на потрошувачка,

3 % од пациентите консумираа 250-350 g месо дневно што се смета за поголем внес од препораките за исхрана. Овие резултати укажуваат дека повеќето пациенти се ориентирани кон поконтролирана количина на консумирање месо 100-250 g/ден, што генерално може да се смета во рамките на прифатливи граници, доколку се избераат здрави видови месо и соодветни методи на готвење.

0 % од пациентите консумираа 350-500 g месо дневно што укажува дека ниту еден од испитаниците нема многу висок внес на месо.

Овие резултати укажуваат дека повеќето пациенти се ориентирани кон поконтролирана количина на консумирање месо 100-250 g/ден, што генерално може да се смета во рамките на прифатливи граници, доколку се изберат здрави видови месо и соодветни методи на готвење.



Слика 34. Фреквенција на консумирање преработени месни производи

Сликата ја покажува фреквенцијата на консумирање преработени месни производи кај пациенти со дијабетес и дава важен увид во нивните навики во исхраната. Од податоците се забележува следново:

46 % (91 пациент) воопшто не консумираат преработени месни производи, што е позитивен индикатор од здравствена перспектива.

40 % (80 пациенти) ги консумираат 1-2 пати неделно, што укажува на умерена потрошувачка.

9 % (18 пациенти) ги консумираат 3-5 пати неделно, што се смета за поголема фреквенција.

5 % (11 пациенти) ги консумираат секојдневно, што ја сочинува групата со најчеста и потенцијално најпроблематична потрошувачка.

Резултатите покажуваат релативно добра, но не и оптимална ситуација. Се препорачува:

- Максимално ограничување на преработените месни производи.
- Нивната замена со поздрави алтернативи (свежо месо, риба, растителни протеини).

Континуирана едукација за негативното влијание на овие производи врз пациентите со дијабетес. Свкупно, сликата покажува добра поделба кон неконзумирање, но и значаен дел што сè уште ги вклучува овие производи во својста исхрана.



Слика 35. Фреквенција на консумирање брза храна

Сликата ја прикажува распределбата на пациентите според фреквенцијата на консумирање брза храна, при што се забележува следново:

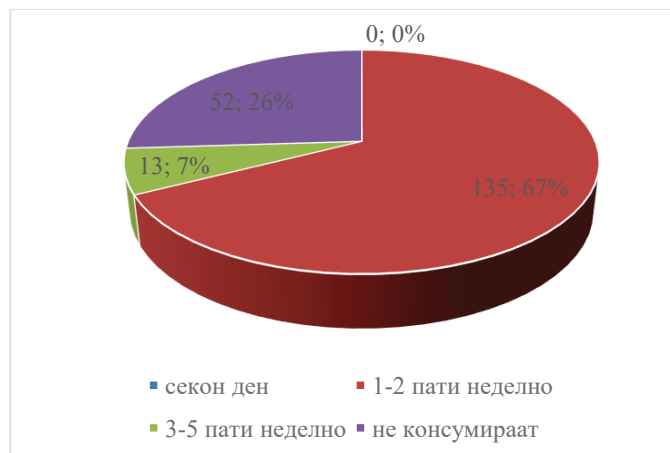
56 % воопшто не консумираат брза храна.

36 % консумираат 1–2 пати неделно.

7 % консумираат 3–5 пати неделно.

1 % консумираат секој ден.

Резултатите покажуваат дека повеќе од половина од испитаниците со дијабетес не консумираат брза храна, што одразува поволен пристап кон исхраната. Сепак, значителен процент од пациентите продолжуваат да ја консумираат со различна фреквенција, што може негативно да влијае врз гликемиската контрола и да го зголеми ризикот од метаболички и кардиоваскуларни компликации.



Слика 36. Фреквенција на консумирање морска храна

Фреквенцијата на консумирање морска храна и риба кај анкетираниите пациенти со дијабетес е следнава:

67 % консумираат морска храна/риба 1–2 пати неделно, односно 135 лица.

7 % консумираат 3–5 пати неделно, односно 13 лица.

26 % воопшто не консумираат, односно 52 лица.

0 % консумираат секој ден.

Резултатите покажуваат дека повеќето пациенти со дијабетес 69% консумираат морска храна/риба 1–2 пати неделно, исполнувајќи ги препораките за исхрана и имајќи корист од заштитните ефекти на омега-3 масните киселини. Сепак, значителен процент 25% воопшто не ги консумираат овие намирници. Овие наоди ја истакнуваат потребата од промовирање на вклучувањето на рибата во исхраната на пациентите со дијабетес.



Слика 37. Фреквенција на консумирање семиња

Од анкетираниите пациенти со дијабетес, евидентирани се следниве податоци:

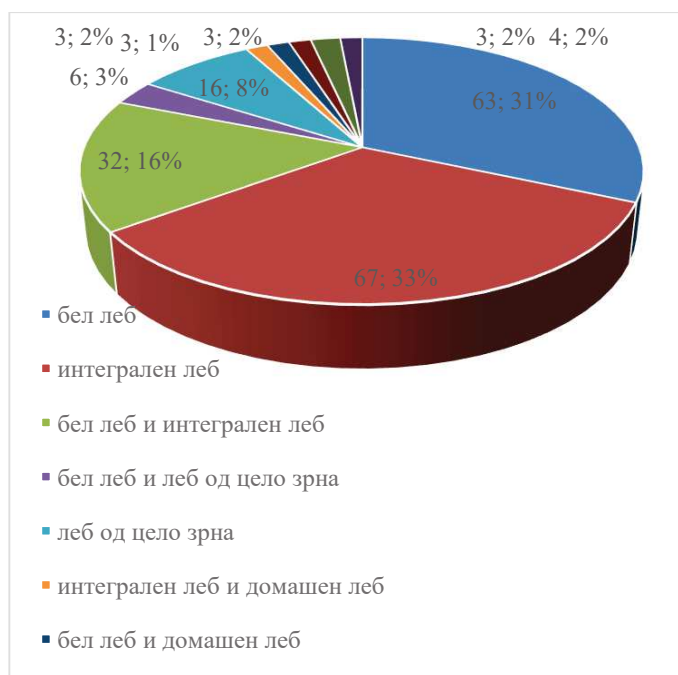
48 % воопшто не консумираат семки, односно 96 лица.

39 % консумираат 1-2 пати неделно, односно 77 лица.

10 % консумираат 3-5 пати неделно, односно 20 лица.

3 % консумираат дневно, односно 7 лица.

Резултатите покажуваат дека значителен дел од пациентите со дијабетес не консумираат семиња или ги консумираат ретко, ограничувајќи ги придобивките од растителни влакна и здравите масти што ги обезбедуваат. Само мал процент од пациентите редовно ги вклучуваат во својата исхрана. Овие наоди ја истакнуваат потребата од зголемување на свеста за исхраната и промовирање на консумирањето семиња и како дел од балансираната исхрана за управување со дијабетес.



Слика 38. Видови леб што ги консумираат пациенти со дијабетес

Оваа слика ги прикажува видовите леб што ги консумираат анкетираните пациенти со дијабетес, со детална нумеричка распределба како што следува:

33 % од пациентите консумираат интегрален леб, што претставува најголем процент.

31 % консумираат бел леб, што е процент многу близок до оној на интегрален леб.

16 % консумираат бел и интегрален леб, што укажува на комбинирање на двата вида.

3 % консумираат бел леб и леб од цело зрно.

8 % консумираат леб од цело зрно.

Преостанатите помали категории ги опфаќаат следниве комбинации:

1 % интегрален леб и домашен леб.

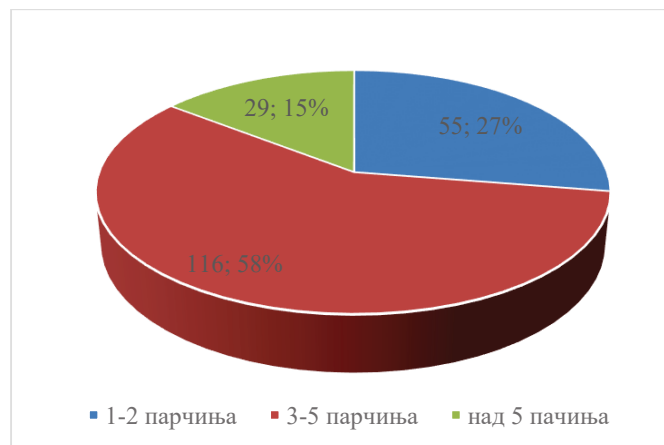
2 % бел леб и домашен леб.

2 % домашен леб.

2 % интегрален леб и леб од цело зрна.

Сепак, значителен процент од 31% продолжува да консумира бел леб, што може негативно да влијае врз гликемиската контрола.

Конечно, иако се забележува позитивен тренд кон консумирање поздрав леб, високата застапеност на белиот леб во исхраната укажува на тоа дека сè уште постои потреба од континуирана едукација за исхраната. Ова наметнува потреба од насочување на пациентите кон посоодветни избори, со цел подобро управување со дијабетесот.



Слика 39. Дневна количина на леб што ја консумираат пациентите

На сликата е прикажана распределбата на пациентите со дијабетес според бројот на парчиња леб кои ги консумираат секој ден, при што:

58 % (116 пациенти) консумираат 3–5 парчиња леб дневно, што претставува апсолутно мнозинство од испитаниците.

27 % (55 пациенти) консумираат 1–2 парчиња леб дневно, што укажува на поумерено ниво на внес на јаглехидрати.

15 % (29 пациенти) консумираат повеќе од 5 парчиња леб дневно, што претставува група со висока потрошувачка.

Ваквата распределба сугерира дека поголемиот дел од пациентите можат да бидат изложени на почести нагли зголемувања на нивото на гликемијата, особено доколку консумираат бел леб којшто се одликува со висок гликемиски индекс. Затоа, овие податоци ја нагласуваат неопходноста од:

- Намалување на количината леб во секојдневната исхрана.
- Поздрав избор на производи (на пример, леб од интегрално брашно).
- Соодветна и подобра контрола на дневните порции.



Слика 40. Фреквенција на консумирање слатки кај пациентите со дијабетес

На сликата е прикажана фреквенцијата на консумирање слатки кај анкетираниите пациенти со дијабетес. Од податоците на графиконот можат да се извлечат следниве главни заклучоци:

46 % од испитаниците (93 пациенти) консумираат 1–2 пати неделно.

14 % (27 пациенти) консумираат 3–5 пати неделно.

28 % (56 пациенти) воопшто не консумираат.

12 % (24 пациенти) консумираат секој ден.

Мнозинството од пациентите, односно 46 % консумираат слатки 1 – 2 пати неделно, што укажува на обид за умереност, но не и на целосно елиминирање на овие производи од исхраната.

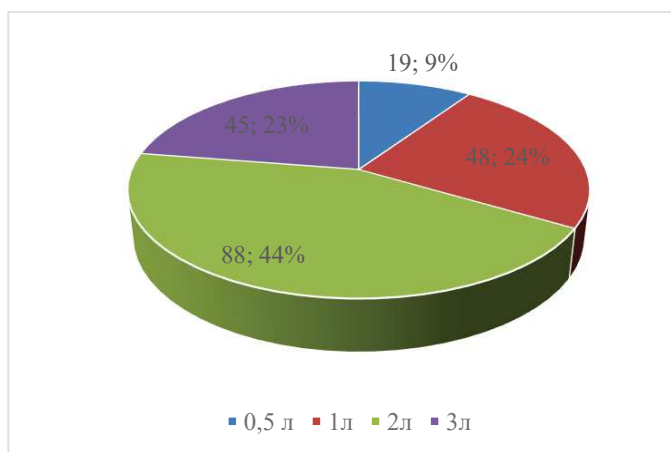
Групата од 28 % кои воопшто не консумираат слатки покажува однесување коешто е исклучително поволно за успешно управување со дијабетесот.

Од друга страна, вкупно 26 % од пациентите 14 % и 12 % консумираат често (≥ 3 пати неделно), вклучително и дневната потрошувачка - оваа е група е изложена на најголем ризик од лоша контрола на гликозата во крвта.

Фактот што речиси секој четврти пациент често консумира слатки може да доведе до сериозни здравствени последици, како што се:

- зголемена гликемија,
- долгорочни компликации.

Дури и пациентите од групата што консумира слатки 1 – 2 пати неделно треба строго да ја следат количината и видот на десертите, при што се претпочитаат производи со низок гликемиски индекс. Иако поголемиот дел од испитаниците покажуваат претпазливост и не консумираат слатки често, сепак постои значителен процент со навики кои не се соодветни за нивната состојба. Ова ја нагласува потребата од построкурирани едукативни и диететски интервенции кај оваа популација.



Слика 41. Дневна количина на вода што ја консумираат пациентите

На сликата е прикажана количината на вода што ја консумираат анкетираниите пациенти со дијабетес на дневно ниво. Од податоците се забележани следниве главни резултати:

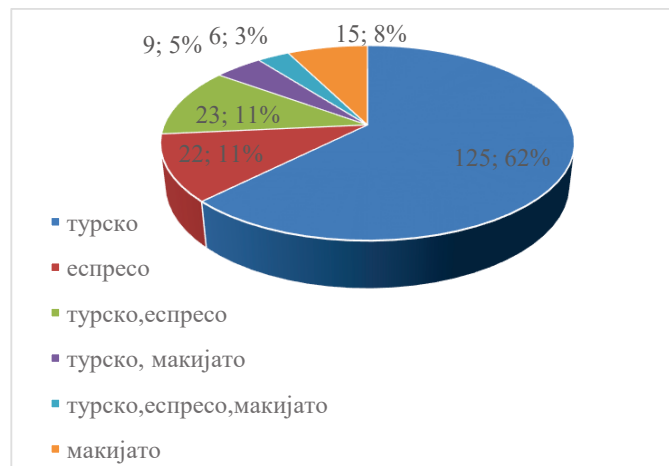
44 % односно 88 лица консумираат околу 2 литри вода дневно.

24 % односно 48 лица консумираат само 1 литар вода дневно.

23 % односно 45 лица консумираат 3 литри вода дневно.

9 % односно 19 лица пријавуваат многу ниска потрошувачка од 0,5 литри.

Поголемиот дел од испитаниците 44 % имаат задоволително ниво на хидратација 2 л/ден, што се смета за оптимално за повеќето возрасни лица. Сепак, значаен дел 24 % консумираат само по 1 литар на ден, што е под препорачаното ниво, особено за пациентите со дијабетес кои се изложени на поголем ризик од дехидратација. Оние 23 % кои консумираат по 3 литри дневно покажуваат повисоко ниво на хидратација, но во одредени случаи ваквиот внес може да биде поврзан и со појава на полидипсија (зголемена жед) – чест симптом кога гликозата во крвта не е соодветно контролирана. Свкупно, сликата покажува дека повеќето пациенти имаат задоволителна потрошувачка на вода, но сепак постои значителен процент кој не ги достигнува оптималните вредности.



Слика 44. Видови кафе кои што ги консумираат пациентите

На сликата се прикажани видовите кафе што ги консумираат анкетираниите пациенти со дијабетес, како и нивната распределба во проценти, при што:

65 % односно 93 пациенти консумираат турско кафе.

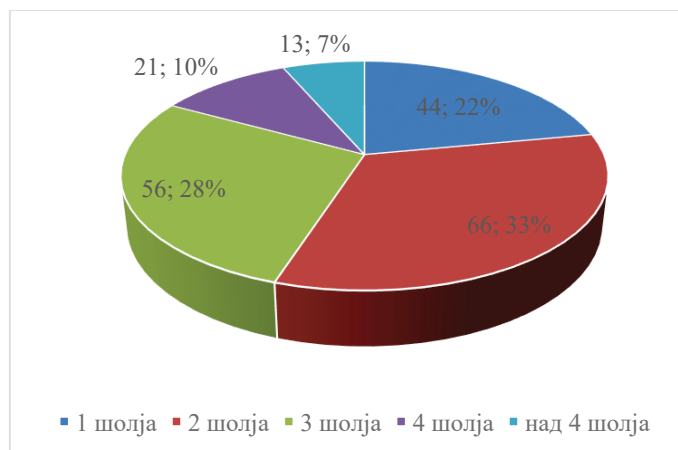
15 % односно 21 пациент консумираат макијато.

14 % односно 20 пациенти консумираат еспресо.

6 % односно 8 пациенти консумираат филтер кафе.

Доминацијата на турското кафе 65 % укажува на силна преференција кон традиционалниот начин на подготовка кај оваа популација. Оваа навика може да биде ризична

доколку кафето се консумира со додаден шеќер, бидејќи тоа директно влијае врз наглото зголемување на нивото на гликоза во крвта. Консумирањето на макијато 15 % и на еспресо 14 % е релативно умерена. Овие видови кафе обично се карактеризираат со помал волумен, но важно е да се напомене дека макијатото содржи млеко, коешто внесува дополнителни јаглехидрати во организмот. Од друга страна, филтер кафето 6 % се користи во многу помал сооднос, иако во нутриционизмот често се смета за полесна алтернатива која е посоодветна за почесто консумирање.



Слика 45. Дневна количина кафе што ја консумираат пациентите

На сликата е прикажан бројот на шолји кафе што ги консумираат анкетираниите пациенти со дијабетес, при што се забележува следново:

33 % односно 66 пациенти консумираат по 2 шолји кафе дневно.

28 % односно 56 пациенти консумираат по 3 шолји дневно.

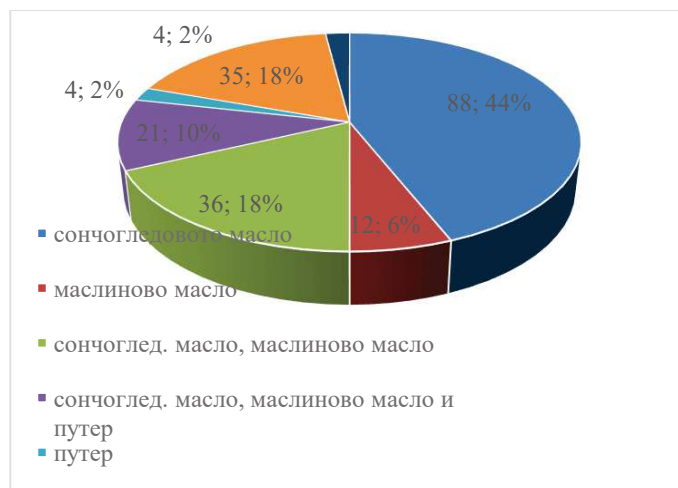
22 % односно 44 пациенти консумираат по 1 шолја дневно.

10 % односно 21 пациент консумираат по 4 шолји дневно.

7 % односно 13 пациенти консумираат повеќе од 4 шолји дневно.

Поголемиот дел од пациентите (вкупно 61 %, односно комбинација од оние кои пијат по 2 и 3 шолји) консумираат умерена количина кафе дневно, што се смета за просечно и релативно прифатливо ниво, доколку кафето се консумира без додаден шеќер. Групата од 22 % кои консумираат само по 1 шолја дневно имаат низок внес, којшто сам по себе не претставува голем метаболички ризик.

Од друга страна, вкупно 17 % од пациентите (кои консумираат 4 или повеќе од 4 шолји дневно) покажуваат висока потрошувачка. Сликата покажува дека повеќето пациенти се придржуваат до просечни вредности при потрошувачката на кафе, но сепак постои специфичен дел од испитаниците со зголемен внес. Ова ја истакнува потребата од здравствена едукација со цел ограничување на дневната потрошувачка, задолжително избегнување на шеќерот во кафето и индивидуализирање на нутриционистичките препораки според општата здравствена состојба на секој пациент.



Слика 46. Употреба на масти кај пациентите

На сликата се прикажани резултатите од употребата на масло и путер во готвењето кај пациентите со дијабетес. Од добиените податоци можат да се извлечат следниве клучни согледувања:

- Мнозинството од испитаниците 44 % користат исклучиво сончогледово масло. Ваквиот резултат покажува голема преференција кон растителните масла, кои сепак не се секогаш најдобриот избор за оваа група пациенти.
- Многу мал процент 6 % користат само маслиново масло. Ова ниво е исклучително ниско, со оглед на тоа што маслиновото масло е високопрепорачливо за пациенти со дијабетес поради изобилството на мононезаситени масни киселини.
- Значајна група од 18 % комбинираат сончогледово и маслиново масло, што претставува позитивен индикатор кон диверзификација на мастите.
- Одреден дел од пациентите користат комбинации со путер, што укажува на внес на заситени масти, чија потрошувачка кај оваа популација треба да биде строго ограничена.

- Само 2 % од пациентите користат исклучиво путер со минимални комбинации, што е релативно низок сооднос, но сепак потврдува присуство на помалку здрави масти во исхраната.

На крајот, резултатите јасно укажуваат дека пациентите со дијабетес имаат силна преференција кон стандардните растителни масла (сончогледово масло), додека употребата на поздрави алтернативи е сеуште ограничена. Оваа состојба ја нагласува потребата од поквалитетна здравствена едукација за исхраната, со посебен акцент на промоција на маслиновото масло и намалување на внесот на заситени масти. Притоа, вреди да се напомене и влијанието на нискиот економски стандард на пациентите, кој во голем дел го диктира нивниот избор и можности при купувањето на прехранбените производи.

5.2. МАТЕМАТИЧКО МОДЕЛИРАЊЕ И ОПТИМИЗАЦИЈА НА РЕЖИМОТ НА ИСХРАНА

5.2.1. Функција на целта

$$\text{Минимизирај (или максимизирај)} F = c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n \quad (51)$$

каде што: X_i се променливи на одлучување кои претставуваат количините на избраните артикли (на пр., грамови овес, бадеми, јогурт), c_i се коефициентите поврзани со секоја променлива во целта (на пр., цена, содржина на јаглехидрати или придонес на протеини), F е вредноста на скаларната функција на целта која треба да се минимизира или максимизира.

Ограничувањата поврзани со преферираната содржина на енергија и хранливи материи, кои се предмет на целната функција во класична форма како што следува:

$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &\leq b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &\leq b_2 \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &\leq b_m \\ x_1, x_2, \dots, x_n &\geq 0 \end{aligned} \quad (52)$$

каде што: a_{ij} се коефициенти што го претставуваат придонесот на променливата x_j кон ограничувањето i , b_i се горните граници на секое ограничување (на пр., вкупни калории, максимални масти, потребни протеини).

Условот за ненегативност ($x_i \geq 0$; $i = 1, 2, \dots, n$) гарантира дека сите променливи за одлучување се позитивни или нула (т.е. дека нема негативни количини на храна).

$$E_{min} \leq \sum_{i=1}^n E_i \cdot x_i \leq E_{max} \quad (53)$$

2. Нутритивни ограничувања (ex.: proteins, fat, carbohydrate):

$$P_{min} \leq \sum_{i=1}^n P_i \cdot x_i \leq P_{max} \quad (54)$$

$$C_{max} \geq \sum_{i=1}^n C_i \cdot x_i \quad (55)$$

3. Дополнителни ограничувања: алергии, адитиви, лични или културни преференции.

5.2.2. Избор на прехранбени производи

За да се демонстрира применливоста на симплекс методот во оптимизацијата на исхраната, беа избрани три најчесто конзумирани и нутритивно релевантни прехранбени производи за да

се конструира основен модел за појадок. Избраните производи претставуваат комплементарни нутритивни профили и често се препорачуваат во балансираните диети:

- Овес, како извор на сложени јаглехидрати и диететски влакна.
- Бадеми, кои обезбедуваат здрави масти и есенцијални микронутриенти.
- Јогурт со ниска масленост (1 %), кој придонесува за висококвалитетни протеини и калциум.

Нутритивните вредности на 100 g и информациите за цената се преземени од табелите за состав на храната во Република Северна Македонија и се потврдени со користење на етикетите на производите од локалните пазари.

Во табела 2 е прикажан целосниот нутритивен состав на избраните прехранбени производи, вклучувајќи ги макронутриентите и избраните микронутриенти. Овие податоци ја илустрираат нутритивната разновидност на избраните состојки и го оправдуваат нивното вклучување во моделот за оптимизација.

Табела 3. Нутритивен состав на избрани состојки за појадок (на 100 g).

Food	Energy (kcal)	Protein (g)	Fat (g)	SFA (g)	CHO (g)	Fiber (g)	Ca (mg)	Fe (mg)	Mg (mg)	Zn (mg)	K (mg)
Oats	389	16.9	6.9	1.2	66.3	10.6	54	4.7	177	3.1	429
Almonds	579	21.2	49.9	3.8	21.6	12.5	269	3.7	270	3.1	705
1% Yogurt	63	5.3	1.6	1	7	0	183	0.1	17	0.6	255

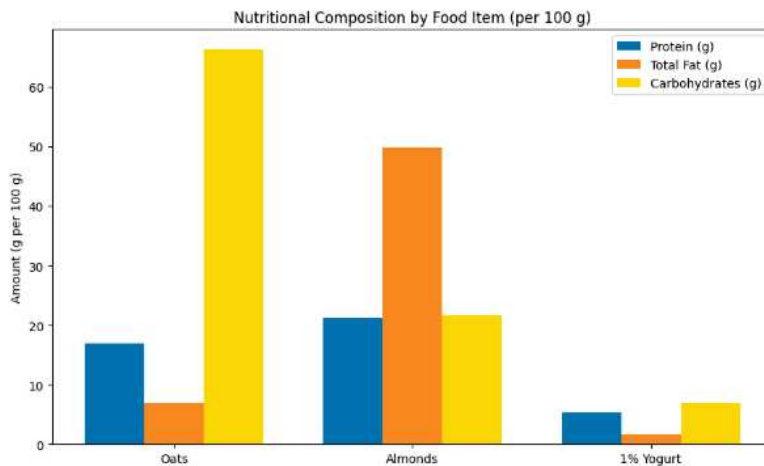
SFA - Заситени масни киселини

За целите на имплементација на линеарното програмирање, беше користен намален сет на податоци фокусиран на енергијата, протеините, масите и трошоците. Овој поедноставен сет на податоци, прикажан во табела 3, за подобар визуелен ефект е претставен на слика 1. Вредностите sluжеа како директен влез за симплекс методот.

Табела 4. Нутритивен состав на избрани состојки за појадок што се користат за симплекс методот

Прехранбен производ / 100 g	Калории (kcal)	Протеини (g)	Маси (g)	Цена (ден)
Овес	389	16,9	6,9	30
Бадеми	579	21,2	49,9	90
Јогурт (1%)	63	5,7	1,5	40

Сите вредности на хранливите материи беа конзистентно скалирани по единица од 100 g за да се обезбеди нумеричка стабилност и интерпретација на резултатите од оптимизацијата.



Слика 45. Нутритивен состав на прехранбениот производ

5.2.3. Дизајн на модел и пристап за оптимизација

Проблемот со оптимизација на исхраната е формулиран како модел на линеарно програмирање (LP) и е решен со помош на симплекс методот, со цел да се минимизираат трошоците за оброкот, а воедно да се задоволат однапред дефинираните нутритивни ограничувања. Променливи за одлучување:

Променливите за одлучување ги претставуваат количините на избрани прехранбени производи, изразени во единици од 100 g (x_1 : овес, x_2 : бадеми, x_3 : јогурт со ниска масленост 1 %).

Следните ограничувања беа наметнати врз основа на препораките за исхрана: (EFSA/C3O):

$$\sum_{i=1}^n E_i \cdot x_i \leq 550$$

Ограничување на јаглехидрати:

$$\sum_{i=1}^n C_i \cdot x_i \leq 50 \text{ g} \rightarrow 66.3x_1 + 21.6x_2 + 7x_3 \leq 50$$

Ограничување за минимален внес на протеини:

$$\sum_{i=1}^n P_i \cdot x_i \geq 20 \text{ g} \rightarrow 16.9x_1 + 21.2x_2 + 5.7x_3 \geq 20$$

Ограничување на внес на масти:

$$\sum_{i=1}^n F_i \cdot x_i \leq 20 \text{ g} \rightarrow 6.9x_1 + 49.9x_2 + 1.5x_3 \leq 20$$

Услови за ненегативност: $x_1 \geq 0, x_2 \geq 0, x_3 \geq 0$,

Функција на целта:

Целта на моделот на линеарно програмирање е да се минимизира вкупниот трошок на појадокот, додека сите нутритивни барања се обезбедуваат преку системот на ограничувања.

$$\min F = 30x_1 + 90x_2 + 40x_3$$

каде, x_1, x_2, x_3 , ги претставуваат количините (на 100 g) на овес, бадеми и нискомасен јогурт, соодветно

Откако беа дефинирани функцијата на целта и нутритивните ограничувања, моделот беше решен со примена на класичниот симплекс алгоритам. Процесот на решавање овозможува систематско пребарување на изводливиот регион со цел да пронајде оптималната комбинација на прехранбени производи која ги задоволува сите поставени нутритивни барања при минимален трошок. За подобро разбирање на постапката, во продолжение е прикажан текот на симплекс итерациите.

Симплекс итерации и процес на решавање

За да се примени симплекс методот, ограничувањата на нееднаквоста беа трансформирани во еднаквости со воведување на помошни променливи. Вишок променлива беше додадена на ограничувањето на протеините, лабави променливи на ограничувањата на масите и јаглехидратите, а вештачка променлива беше воведена за да се добие почетно изводливо решение. Методот Big-M беше употребен за казнување на вештачките променливи во функцијата на целта.

Табела 4 ја прикажува почетната симплекс табела (итерација 1), каде што вештачката променлива влегува во основата за да се обезбеди изводливост.

Табела 4. Почетна симплекс табела (итерација 1).

B	Cb	P	x1	x2 ↓	x3	x4	x5	x6	x7	Q
	30	90	40	0	0	0	0	0	M	
x7	M	20	16,9	21,2	5,7	-1	0	0	1	0,94
x5 ←	0	20	6,9	49,9	1,5	0	1	0	0	0,40
x6	0	50	66,3	21,6	7	0	0	1	0	2,31
Min		20M	16,9M-30	21,2M-90	5,7M-40	-M	0	0	0	

Почетната табела содржи една вештачка променлива која овозможува формирање на почетно изводливо решение. Вредностите во редот Min ја покажуваат насоката на оптимизација и изборот на влезна променлива за следната итерација. Во оваа фаза решението сè уште не е оптимално, но се создава основа за постепено елиминирање на вештачката променлива и приближување кон оптималниот регион.

Во итерација 2 (табела 5), пивот операцијата внесува бадеми (x2) во основата, намалувајќи го влијанието на вештачката променлива и поместувајќи го решението поблиску до изводливиот регион дефиниран од реалните променливи на храната.

Табела 5. Симплекс табела (итерација 2).

B	Cb	P	x1 ↓	x2	x3	x4	x5	x6	x7	Q
	30	90	40	0	0	0	0	0	M	
x7	M	11,5	13,97	0	5,06	-1	-0,42	0	1	0,82
x2	90	0,40	0,14	1	0,03	0	0,02	0	0	2,90
x6 ←	0	41,34	63,31	0	6,35	0	-0,43	1	0	0,65
Min		11,5M+36,0 7	13,97M-1 7,56	0	5,06M-37, 29	-M	-0,42M+ 1,8	0	0	

По извршената пивот операција, променливата x2 (бадеми) станува дел од базата. Ова доведува до намалување на казнените Big-M членови и подобрување на вредноста на целната функција. Решението се насочува кон реален нутритивен состав базиран на вистински прехранбени производи, при што постепено се намалува влијанието на помошните променливи.

Итерацијата 3 (табела 6) дополнително го подобрува решението со воведување на овес (x1) во основата. Во оваа фаза, два вистински прехранбени производи се веќе дел од основното изводливо решение, а членовите на Big-M се значително намалени.

Табела 6. Симплекс табела (итерација 3).

B	Cb	P	x1	x2	x3 ↓	x4	x5	x6	x7	Q
	30	90	40	0	0	0	0	0	M	
x7 ←	M	2,38	0	0	3,66	-1	-0,33	-0,22	1	0,65
x2	90	0,31	0	1	0,02	0	0,02	0	0	19,18
x1	30	0,65	1	0	0,10	0	-0,01	0,02	0	6,51
Min		2.38M+47.54	0	0	3,66M-35, 53	-M	-0,33M+1, 68	-0,22M+0, 28	0	

Во третата итерација 3 во базата влегува променливата x_1 (овес), со што моделот дополнително се приближува до оптималното решение. Во овој чекор најголемиот дел од ограничувањата веќе се задоволени преку реалните прехранбени производи, а преостанатите Big-M членови се значително намалени. Следната итерација ја обезбедува конечната оптимизација и целосно елиминирање на вештачките променливи.

Конечно, итерацијата 4 (табела 7) го дава оптималното решение со воведување на јогуртот (x_3) во основата. Со ова сите вештачки променливи се елиминирани, а условот за оптималност е задоволен, бидејќи не остануваат негативни намалени трошоци.

Табела 7. Конечна симплекс табела (итерација 4).

B	Сб	P	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	Q
x3	40	0,65	0	0	1	-0,27	-0,09	-0,06	0,27	
x2	90	0,30	0	1	0	0	0,02	0	0	
x1	30	0,59	1	0	0	0,03	0	0,02	-0,03	
Min		70,65	0	0	0	-9,7	-1,51	-1,86	-M+9,7	

5.2.4. Оптимално решение и интерпретација на исхраната

Оптималното решение добиено со симплекс методот е: $x_1 = 59$ (овес), $x_2 = 30$ (бадеми), $x_3 = 65$ (јогурт 1 %), со минимална вредност на целната функција од $F = 70,65$ ден.

Бидејќи секоја променлива за одлучување одговара на 100 g, оптимизираниот состав на појадокот е приближно: овес (x_1): ~59 g, бадеми (x_2): ~30 g, јогурт 1 % (x_3): ~65 g

Добиеното оптимално решение покажува дека комбинацијата од овес, бадеми и јогурт со ниска масленост овозможува исполнување на сите поставени нутритивни ограничувања при минимален трошок. Елиминацијата на вештачките променливи и исполнувањето на условот за оптималност потврдуваат дека е пронајдено глобално оптимално решение во рамките на поставениот линеарен модел.

5.2.5. Резултати од LINDO оптимизација

Табеларното претставување на симплекс методот преку рачни итерации одзема многу време и станува непрактично како што се зголемува бројот на променливите за одлучување и

ограничувањата. Поради таа причина, софтверот за оптимизација LINDO беше употребен за ефикасно решавање на моделот на линеарно програмирање и за проверка на рачно добиените резултати.

За разлика од рачно конструираниите симплекс табели, кои одговараат на поедноставен модел кој вклучува само ограничувања на протеини, вкупни масти и јаглехидрати, формулацијата во LINDO беше решена со користење на проширен сет на ограничувања во исхраната. Тие вклучуваат минимален внес на протеини (≥ 20 g), максимални вкупни масти (≤ 20 g), јаглехидрати (≤ 50 g), заситени масти (≤ 10 g), минимален внес на калциум (≥ 300 mg) и вкупен внес на енергија (≤ 550 kcal).

Поради вклучувањето на дополнителни нутритивни барања, што резултира со различен оптимален состав на храната и повисока вредност на објективната функција во споредба со поедноставениот симплекс модел. Оваа разлика е очекувана и го одразува зголемениот реализам на оптимизацијата базирана на LINDO (слика 2).

Како што е прикажано на слика 2, оптималното решение е добиено по три итерации, со вредност на објективната функција од $F = 82,01$ ден. Оптималните променливи за одлучување (изразени во единици од 100 g) се:

- x_1 (овес) = 0,565 $\rightarrow$ ~56 g
- x_2 (бадеми) = 0,197 $\rightarrow$ ~20 g
- x_3 (јогурт со ниска масленост 1 %) = 1,182 $\rightarrow$ ~118 g

Овие вредности се во согласност со очекуваната нутритивна структура на оптимизираниот појадок. Повисокиот процент на јогурт е резултат на неговата ниска содржина на масти и поволниот придонес на протеини, додека количината на бадеми е ограничена поради нивната висока густина на масти.

Сите наметнати нутритивни ограничувања поврзани со протеините, масите, јаглехидратите, калциумот и внесот на енергија се целосно задоволени. Сепак, потребата од диететски влакна не може целосно да се оптимизира, бидејќи избраните прехранбени производи обезбедуваат релативно ниски нивоа на влакна во рамките на изводливиот регион. Затоа, се препорачува внесот на влакна да се надополнува преку дополнителни извори на храна или додатоци во исхраната.


Reports Window

LP OPTIMUM FOUND AT STEP 3

OBJECTIVE FUNCTION VALUE

1) 82.01337

VARIABLE	VALUE	REDUCED COST
X1	0.564996	0.000000
X2	0.197375	0.000000
X3	1.182494	0.000000

ROW	SLACK OR SURPLUS	DUAL PRICES
2)	0.000000	-2.614467
3)	4.360529	0.000000
4)	0.000000	0.340922
5)	7.389486	0.000000
6)	0.000000	-0.155900
7)	141.439316	0.000000

NO. ITERATIONS= 3

RANGES IN WHICH THE BASIS IS UNCHANGED:

VARIABLE	CURRENT COEF	OBJ COEFFICIENT RANGES	ALLOWABLE INCREASE	ALLOWABLE DECREASE
X1	30.000000	17.488895	INFINITY	
X2	90.000000	84.195374	15.291645	
X3	40.000000	12.617529	18.860859	

ROW	CURRENT RHS	RIGHTHAND SIDE RANGES	ALLOWABLE INCREASE	ALLOWABLE DECREASE
2	20.000000	1.006038	2.113672	
3	20.000000	INFINITY	4.360529	
4	50.000000	8.853020	4.664839	
5	10.000000	INFINITY	7.389486	
6	300.000000	106.594017	53.812881	
7	550.000000	INFINITY	141.439316	

Слика 46. LINDO results as a Report Window

Резултатите добиени од LINDO ја потврдуваат изводливоста, робусноста и практичната применливост на предложениот модел за оптимизација, истакнувајќи ја предноста на софтверски базираното линеарно програмирање во планирањето на исхраната.

Предности од користењето на симплекс методот во планирањето на исхраната.

Примената на симплекс методот во моделирањето на исхраната нуди неколку предности:

- Обезбедува математички оптимално решение кое истовремено задоволува повеќе нутритивни ограничувања.
- Методот е транспарентен, репродуциран и пресметковно ефикасен, што го прави погоден за автоматизација.
- Моделот може лесно да се прилагоди на различни групи на население, специфични диететски цели или конкретни здравствени состојби.

Ограничувања на моделот: И покрај неговата ефикасност, моделот претпоставува линеарни врски помеѓу внесот на храна и придонесот на хранливи материи. Во пракса, апсорпцијата на хранливи материи и физиолошките реакции може да покажат нелинеарно однесување. Овој предизвик би можел да се реши во идните истражувања преку примена на пристапи за нелинеарна или повеќецелна оптимизација.

5.2.6. Модел на исхрана и оптимизација

Покрај анализата на клиничките податоци, во истражувањето е развиен математички модел на исхрана кој има за цел да обезбеди оптимален дневен внес на хранливи материи за пациенти со дијабетес тип 2. Моделот е формулиран како проблем на линеарна оптимизација, со цел минимизирање на енергетските и нутритивните отстапувања при задоволување на препорачаните физиолошки потреби. Моделот е решен со софтверот LINDO/LINGO софтвер, каде што се оптимизираат комбинации на макро- и микронутриенти (протеини, јаглехидрати, влакна, железо, калциум, магнезиум, цинк, омега-3) според индивидуалните параметри на пациентите. Се очекува дека предложениот модел на исхрана ќе ги задоволи нутритивните и клиничките стандарди, ќе обезбеди намалување на телесната маса и гликозилираниот хемоглобин (HbA1c), како и подобрување на липидниот профил. Резултатите ќе бидат валидирани преку споредба со реалните клинички подобрувања. Методите на математичка оптимизација сè повеќе се применуваат во науката за исхрана, поддржувајќи го дизајнот на нутритивно соодветни, избалансирани и економични планови за исхрана. Меѓу овие методи, линеарното програмирање (LP) и симплекс алгоритмот обезбедуваат транспарентна и математички ригорозна рамка за интегрирање на повеќекратни нутритивни ограничувања во донесувањето одлуки за исхраната (Knights et al, 2025). Растечката комплексност на планирањето на исхраната бара ригорозни аналитички методи кои можат да ги интегрираат нутритивните барања, достапноста на храна и трошоците.

Традиционалните пристапи кон формулирањето на исхраната често се потпираат на рачно пресметување или евристички алатки, кои одземаат многу време и се подложни на грешки (Traill & Meulenberg, 2002).

Оптимизацијата во услугите за храна и планирањето на менијата е критична неопходност, водена од потребата за борба против зголемената инциденца на хронични заболувања, намалување на значителната деградација на животната средина и управување со оперативната комплексност при исполнувањето на различни нутритивни и економски цели (Koroušić Seljak, 2009). Традиционалното рачно планирање често се потпира на процеси на обиди и грешки, кои се борат да ги балансираат конкурентските фактори како што се адекватноста на хранливите материи, буџетските трошоци и преференциите на потрошувачите (Wicaksono et al., 2025).

5.2.7. Опис на оригиналната клиничка диета

Оригиналниот клинички препорачан план вклучува класични каде стандарден дневен нутритиван план каде што диета е дефинирана како 16-лебна-единична диета, со вкупна енергетска вредност од 6,7 MJ (≈ 1600 kcal) дневно и следниот макронутритивен состав:

Оригинална	Заменети нутритивни препораки (докторант)
ПОЈАДОК 3 лебни единици 2 × парче леб (30 г) Млеко, јогурт или кисело млеко 250 мл Маргарин (путер, павлака, мајонез или кајмак) – 6 г Посно сирење 50 г или замени: Мармалад – 25 г	ПОЈАДОК 3 лебни единици 2 × парче леб (30 г) Млеко, јогурт, кефир или кисело млеко 250 мл Намаз (хумус, сенф, јаткасти плодови...) – 10 г Посно сирење (изварка/урда, младо не солено сирење) 50 г или замени: Мед (повремено) – 15 г (една лажица), или свежо овошје(по можност јаболко, круша, пола портокал, две мали мандарини, пола цитрон или бобесто овошје)
УЖИНА 2 лебни единици Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ Овошен сок – 1 ЛЕ РУЧЕК 5 лебни единици Супа или чорба од зеленчук 250–300 мл 2 × парче леб (30 г); Месо (живинско, говедско, јагнешко, дивеч) – 100 г или риба – 100 г Варен грашок 250 г или варен грав 100 г – 2 ЛЕ Зеленчук А по желба Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ	УЖИНА 2 лебни единици Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ Овошен сок – 1 ЛЕ РУЧЕК 5 лебни единици Супа или чорба од зеленчук 250–300 мл 2 × парче леб (30 г) Месо (живинско, говедско, јагнешко, дивеч) – 100 г или риба – 100 г Варен грашок 250 г или варен грав 100 г – 2 ЛЕ Зеленчук А по желба Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ
УЖИНА 1 лебна единица Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ ВЕЧЕРА 3 лебни единици 2 × парче леб (30 г) Млеко, јогурт или кисело млеко 250 мл Месо, риба или сирење како за ручек УЖИНА ПРЕД СПИЕЊЕ 1 лебна единица Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ	УЖИНА 1 лебна единица Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ ВЕЧЕРА 3 лебни единици 2 × парче леб (30 г) Млеко, јогурт, кефир или кисело млеко 250 мл Месо, риба или младо не солено сирење како за ручек УЖИНА ПРЕД СПИЕЊЕ 1 лебна единица Сезонско овошје по избор – 1 ЛЕ (по можност јаболко, пола портокал, две мали мандарини, пола цитрон или бобесто овошје)

Извори на масти и јаглехидрати, како што се маргарин, путер, павлака, мајонез или кајмак во појадокот, како и можност за замена на оброци со мармалад како извор на брзи јаглехидрати. Овошјето е дозволено како контролирана порција во рамки на системот на лебни единици, додека овошниот сок е вклучен како посебна лебна единица во ужините.

16 ле ДИЕТА 6,7 MJ = 1600 Kcal

(190 г јаглехидрати, 90 г белковини, 50 масти)

5.2.8. Корекции и модификации на диетата

Со цел унапредување на нутритивниот квалитет на диетата и нејзино усогласување со современите нутриционистички препораки, во овој труд се применети корекции направени од докторантот, притоа е задржана оригиналната структура на оброците и бројот на лебни единици, но е извршена замена на одредени намирници.

Клучните корекции се следните:

- Замена на заситените масти маргаринот, путерот и сличните производи се заменети со растителни намази (хумус, сенф, намази од јаткасти плодови), со што се намалува внесувањето на заситени масти и се зголемува внесувањето незаситени масни киселини.
- Замена на рафинираните шеќери: мармаладот и сличните извори на концентрирани шеќери се заменети со свежо овошје или, повремено, со мед во строго контролирана количина, со што се обезбедува подобар гликемиски одговор и зголемен внесување на растителни влакна.
- Проширување на изборот на ферментирани млечни производи: во коригираната диета е вклучен и кефир, покрај јогуртот и киселото млеко, поради неговиот потенцијален позитивен ефект врз цревната микробиота.
- Прецизирање на овошните порции: овошјето е јасно дефинирано по вид и количина (јаболко, круша, портокал, мандарини, бобесто овошје), секогаш во рамки на дозволените лебни единици.

5.2.9. Клиничката диета како референтен модел во однос на постоечките навики

Во контекст на идентификуваните навики, клинички препорачаниот 16-лебнo-единичен режим на исхрана е користен како референтен нутритивен модел за споредба и математичка формализација. За разлика од спонтаните навики на испитаниците, овој модел обезбедува прецизна распределба на јаглехидратите во шест дневни оброци, јасна дефиниција на овошните порции и контролирано внесување масти.

Ваквата споредба помеѓу реалните навики и структурираната диета ја нагласува улогата на нутритивното планирање како неопходен елемент во управувањето со дијабетес тип 2 и претставува основа за понатамошна математичка оптимизација на режимот на исхрана.

5.2.10. Метод на нутритивна пресметка

Нутритивната анализа е извршена со користење на системот на лебни единици, при што е применето стандардното правило:

$$1 \text{ ЛЕ} \approx 12 \text{ g јаглехидрати}$$

Вкупното дневно внесување јаглехидрати е пресметано како збир на лебните единици по оброци, додека вкупната енергетска вредност е добиена со примена на стандардните калориски коефициенти:

$$E = 4 \cdot CHO + 4 \cdot P + 9 \cdot F$$

каде што CHO, P и F претставуваат дневно внесување јаглехидрати, протеини и масти во грамови, соодветно.

ЛЕ (лебна единица) се однесува САМО на јаглехидрати, НЕ на калории.

$$1 \text{ ЛЕ} = 12 \text{ g јаглехидрати (CHO)}$$

$$16 \times 12 \text{ g} = 192 \text{ CHO/ден}$$

$$1 \text{ g CHO} = 4 \text{ kcal}$$

$$192 \times 4 = 768 \text{ kcal (доаѓаат САМО од јаглехидрати)}$$

Така да вкупниот состав на диета се состои

- **Јаглехидрати (CHO):** $\approx 192 \text{ g/ден}$
- **Протеини:** $\approx 90 \text{ g/ден} \rightarrow 90 \times 4 = 360 \text{ kcal}$
- **Масти:** $\approx 50 \text{ g/ден} \rightarrow 50 \times 9 = 450 \text{ kcal}$

$$\text{Вкупно калории } 768 + 360 + 450 = 1578 \text{ kcal} \approx 1600 \text{ kcal}$$

Диета 16 ЛЕ (≈ 1600 kcal) — конкретна дневна табела

Оброк	Состав	ЛЕ	CHO (g)	P (g)	F (g)	Kcal
Појадок	2 × 30 g интегрален леб; јогурт/кефир 250 ml (1,5 %); посно сирење/урда 50 g; намаз од јаткасти плодови 10 g	3	36	20	10	314
Ужина 1	Јаболко 120 g (1 ЛЕ) + свеж портокалов сок 120 ml (1 ЛЕ)	2	24	5	2	134
Ручек	Супа 250 – 3 00 ml; 2×30 g интегрален леб; пилешко 100 g; грашок варен 250 g (2 ЛЕ); круша 130 g (1 ЛЕ) + бобесто овошје 150 g (1 ЛЕ)	6	72	35	18	590
Ужина 2	2 мали мандарини (≈ 150 g) (1 ЛЕ)	1	12	3	1	69
Вечера	2 × 30 g интегрален леб; јогурт/кефир 250 ml (1,5 %); пилешко 100 g	3	36	24	16	384
Пред спиење	Јаболко 100 g (1 ЛЕ)	1	12	3	3	87
ВКУПНО	—	16	192 g	90 g	50 g	1578 $\approx$ 1600

Диетата е структурирана во **шест дневни оброци** (појадок, две ужини, ручек, вечера и ужина пред спиење), со прецизно дефиниран број лебни единици (ЛЕ) по оброк, со цел да се постигне стабилна гликемиска контрола.

5.2.11. Математички модел

Презентираната диета е формализирана како нутритивен модел од 16 лебни единици, при што секоја лебна единица претставува приближно 12 g сварливи јаглехидрати. Моделот е дефиниран со следните основни ограничувања:

LE_i – број на лебни единици во оброк i

$CHO_i = 12LE_i$ – јаглехидрати во оброк i (g) $i = 1, \dots, 6$ - број на дневни оброци

Ограничување за јаглехидрати $\sum_{i=1}^6 LE_i = 16$

Од каде следува дневниот внес на јаглехидрати

$\sum_{i=1}^6 CHO_i = 16 \times 12 = 192$ g/ден

Функција за вкупно калории

Вкупната дневна вредност се дефинира со следната равенка

$$E = 4 \cdot CHO + 4 \cdot P + 9 \cdot F$$

каде што:

CHO –вкупен дневен внес на јаглехидрати (g)

P –вкупен дневен внес на протеини (g)

F –вкупен дневен внес на масти (g)

Реални вредности (16ЛЕ диета)

Сео користење на препораките

$CHO \approx 192 \text{ g/ден}$

$P \approx 90 \text{ g/ден}$

$F \approx 50 \text{ g/ден}$

се добива:

$$E = 4 \cdot 192 + 4 \cdot 90 + 9 \cdot 50 = 768 + 360 + 450 = 1600 \text{ kcal/ден}$$

Модел за овошје

Нека f_j - овошна порција дефинирана како 1 лебна единица

$$j = 1, \dots, 6$$

$$\sum_{j=1}^4 f_j = 6 \text{ ЛЕ}$$

Следува внесот на јаглехидрати од овошје изнесува:

$$CHO_{fruit} = 6 \cdot 12 = 72 \text{ g}$$

Целна функција (пример)

Со цел постигнување стабилна гликемиска контрола, моделот може да се формулира со цел минимизација на варијацијата на јаглехидратите меѓу оброците:

$$\min \sum_{i=1}^6 (x_i - \underline{x})^2$$

каде што:

$$\underline{x} = \frac{\text{вкупно ЛЕ}}{\text{број на оброци}} = \frac{16}{6} \approx 2,67 \text{ ЛЕ по оброк}$$

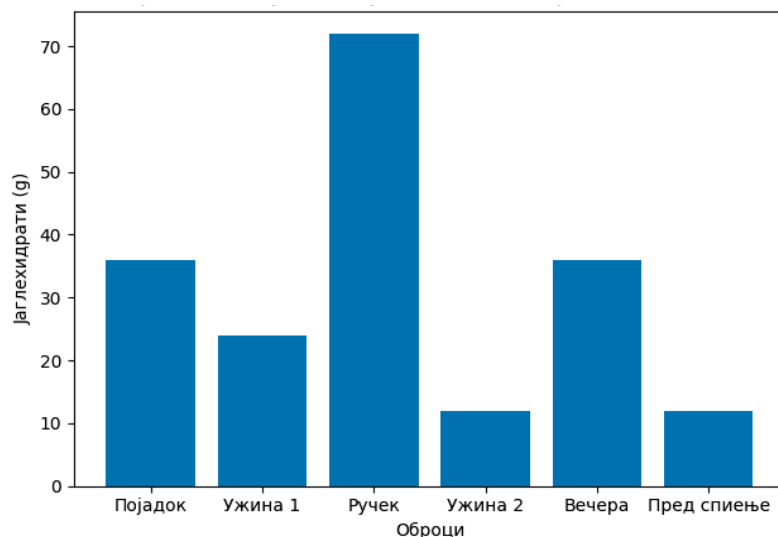
Вредноста $\underline{x} = 16/6$ претставува референтна просечна распределба на јаглехидратите по оброк и служи како математичка основа за минимизација на варијациите во внесот на јаглехидрати, а не како практична препорака за секој поединечен оброк.

$$\underline{x} = \frac{16}{6}$$

Оваа целна функција обезбедува рамномерна распределба на јаглехидратите и го намалува ризикот од акутни гликемиски пикови.

5.2.12. Распределба на јаглехидрати по оброци

Врз основа на нутритивната анализа на диетата од 16 лебни единици, со фокус на распределбата на јаглехидратите (СНО) по дневни оброци на слика 1 е претставен вкупниот дневен внес на јаглехидрати изнесува **192 g**, што соодветствува на **16 лебни единици**, при што една лебна единица е дефинирана како 12 g сварливи јаглехидрати. Со цел визуелно прикажување на распределбата на јаглехидратите во текот на денот, изработен е бар-графикон кој ја прикажува количината на внесени јаглехидрати за секој од шесте дневни оброци. Од прикажаните резултати може да се забележи дека најголемиот дел од јаглехидратите се конзумира за време на ручекот (72 g, 37,5 % од дневниот внес), додека појадокот и вечерата обезбедуваат по 36 g јаглехидрати (по 18,8 %). Помалите ужини содржат по 12–24 g јаглехидрати, со што се овозможува рамномерна дистрибуција на јаглехидратите во текот на денот.

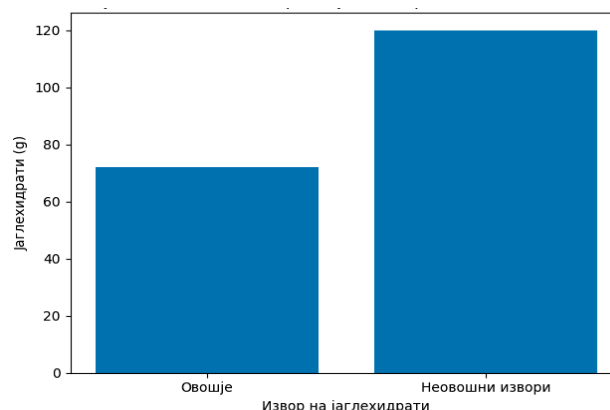


Слика 47. Распределба на јаглехидрати (СНО) по оброци кај 16-лебно-единична диета.

5.2.13. Споредба на овошни и неовошни извори на јаглехидрати

Понатамошната анализа се однесува на распределбата на јаглехидратите според нивниот извор, односно споредба помеѓу овошни и неовошни извори на јаглехидрати во рамки на диетата од 16 лебни единици. Овошните извори се дефинирани како свежото овошје и свеж овошен сок, додека неовошните извори вклучуваат леб, мешунки и млечни производи.

За таа цел е изработен бар-графикон кој го прикажува вкупниот придонес на овошните и неовошните извори во вкупниот дневен внес на јаглехидрати.



Слика 48. Споредба на овошни и неовошни извори на јаглехидрати (СНО) кај 16-лебно-единична диета.

Добиените резултати покажуваат дека овошните извори придонесуваат со 72 g јаглехидрати, што претставува 37,5 % од вкупниот дневен внес, додека неовошните извори обезбедуваат 120 g јаглехидрати (62,5 %). Ваквата распределба потврдува дека овошјето е застапено во контролирана количина и е интегрирано во рамките на вкупниот јаглехидратен биланс.

5.3. ПРИМЕНА НА МАТЕМАТИЧКИ МОДЕЛИ И ТЕХНИКИ ЗА ПРЕДИКЦИЈА НА ДИЈАБЕТЕС ТИП 2

5.3.1. Перформанси на предикција на моделите на машинско учење

Воспоставувањето на споредливи предиктивни перформанси е од суштинско значење за да се обезбеди објективна последователна анализа на важноста на карактеристиките и на интерпретабилноста на моделите. Соодветно на тоа, неколку модели на машинско учење беа применети на сетот на податоци за предикција на дијабетес мелитус (DM), вклучувајќи логистичка регресија (LR), случајна шума (Random Forest – RF), градиентно бустирање

(Gradient Boosting – GB), хистограмски градиентно бустирање (Histogram Gradient Boosting – HGB) и мултислоен перцептрон (MLP).

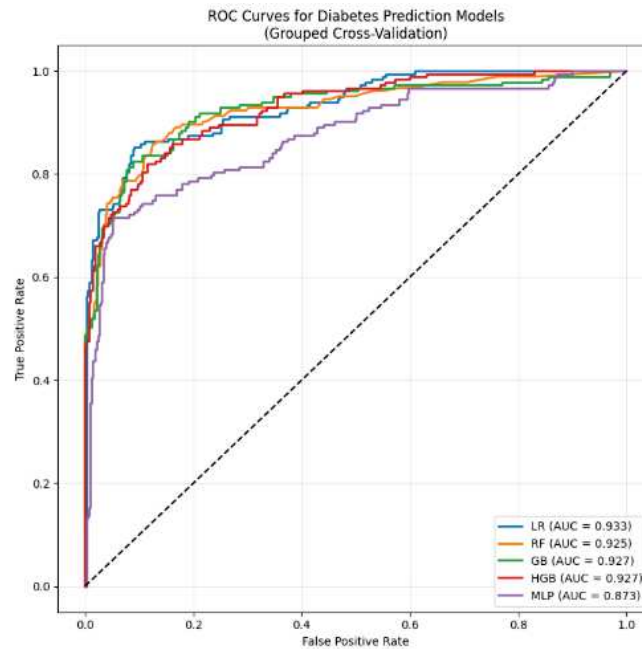
Со цел да се зачува лонгитудиналниот интегритет и да се избегне протекување на информации на ниво на пациент, сите модели беа евалуирани со користење на групирана вкрстена валидација (StratifiedGroupKFold), при што се обезбеди сите повторени посети кои припаѓаат на ист пациент да останат во ист фолд.

Табела 9. Предиктивни перформанси на моделите на машинско учење со користење на групирана вкрстена валидација.

Модел	AUC (средна)	AUC (std)	Точност (средна)	Точност (std)	Прецизност (средна)	Осетливост (Recall)	F1-скор (средна)
LR	0,939514	0,02725 ₉	0,878333	0,028674	0,846538	0,736783	0,780222
RF	0,924548	0,03152 ₃	0,885000	0,014337	0,846063	0,764973	0,798086
GB	0,923966	0,04245 ₆	0,878333	0,026667	0,830897	0,758228	0,785549
HGB	0,934622	0,03488 ₁	0,868333	0,037417	0,805636	0,741911	0,767498
MLP	0,867522	0,05371 ₅	0,850000	0,030732	0,763219	0,735758	0,748180

Сите евалуирани модели покажаа високи предиктивни перформанси, со AUC вредности кои се движат од 0,868 до 0,940. Логистичката регресија постигна највисок просечен AUC (0,940), што укажува дека предиктивната структура на податочниот сет останува високо информативна дури и при релативно едноставна линеарна формулација. Histogram Gradient Boosting и Random Forest исто така покажаа висока дискриминативна способност, со AUC вредности над 0,92, што ја потврдува присутноста на нелинеарни односи и интеракциски ефекти меѓу биохемиските и демографските променливи.

Моделот Random Forest постигна највисока средна точност (0,885) и F1-скор (0,798), што укажува на балансирана класификациска изведба помеѓу класите со дијабетес и без дијабетес. Моделите базирани на градиентно бустирање покажаа конзистентно стабилни перформанси низ фолдови на вкрстена валидација, додека мултислојниот перцептрон (MLP) покажа релативно пониски предиктивни перформанси во споредба со ансамбл-базираните методи.



Слика 49. ROC-криви на моделите на машинско учење евалуирани со групирана вкрстена валидација.

Кривите демонстрираат висока дискриминативна перформанса кај сите класификатори, при што истовремено се зачувува лонгитудиналниот интегритет на податоците на ниво на пациент.

5.3.2. Пермутациски базирана важност на карактеристиките и анализа на стабилност

Со цел да се евалуира робусноста на релевантноста на предикторите, беше пресметана пермутациска важност на карактеристиките за сите модели, користејќи ROC–AUC како евалуациска метрика. Добиените вредности за важноста се сумирани во табела 4, додека соодветните рангирања на карактеристиките се прикажани во табела 5.

Низ сите евалуирани модели, HbA1c конзистентно се издвои како највлијателен предиктор, рангиран на прво место во моделите Logistic Regression, Random Forest, Gradient Boosting, Histogram Gradient Boosting и Multilayer Perceptron. Оваа висока согласност ја потврдува доминантната улога на долгорочната гликемиска регулација во предикцијата на ризикот за дијабетес и ја поддржува стабилноста на предложената рамка за интерпретабилност.

Табела 10. Вредности на важност на карактеристиките низ моделите.

Карактеристика	RF	HGB	GB	MLP	LR
Пол	-0,0048	-0,0011	0,0123	0,0003	-0,0001
HbA1c	0,2717	0,2617	0,2778	0,3054	0,2425
Холестерол	0,0005	0,0115	0,0483	0,0479	0,0161
Триглицериди	0,0075	0,0061	0,0177	0,0107	0,0070
ХТА	0,0003	0,0081	0,0009	0,0017	-0,0101
БМИ	-0,0034	0,0081	0,0010	0,0126	-0,0116
Семејна историја	0,0029	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001
Возраст	-0,0018	0,0032	-0,0000	-0,0059	0,0015
HTA_x_TG	0,0031	0,0126	0,0197	0,0027	0,0170

Интеракциската карактеристика HTA_x_TG, која го претставува комбинираниот ефект на хипертензијата и триглицеридите, исто така покажа конзистентно висока важност низ повеќе модели, што укажува дека нелинеарните кардиоваскуларно-метаболички интеракции значајно придонесуваат за дискриминацијата на ризикот од дијабетес. Рангирањата на карактеристиките добиени од пермутациската важност се прикажани во табела 5, при што пониските рангови означуваат поголема важност.

Табела 11. Рангирање на карактеристиките низ моделите (1 = највисока важност).

Карактеристика	LR	RF	GB	HGB	MLP	Просечен ранг
HbA1c	1	1	1	1	1	1,0
Холестерол	5	3	2	2	3	3,0
HTA_x_TG	3	2	3	5	2	3,0
Триглицериди	2	6	4	4	4	4,0
БМИ	8	4	6	3	9	6,0
Хипертензија	6	5	7	6	8	6,4
Семејна историја	4	8	8	8	6	6,8
Пол	9	9	5	7	7	7,4
Возраст	7	7	9	9	5	7,4

Рангирањата на карактеристиките добиени од пермутациската важност покажаа релативно ниска варијабилност на рангирањето за HbA1c, холестеролот и НТА_х_TG, што укажува на висока стабилност низ моделите. Наспроти тоа, BMI, пол (Sex) и семејна историја (Family_history) покажаа поголема варијабилност во рангирањето, што укажува на посилна зависност од основната архитектура на моделот и нелинеарната репрезентација.

Консензуалното рангирање добиено преку усреднување на ранговите на карактеристиките низ сите модели, ја потврди HbA1c како најстабилен и универзално релевантен предиктор, следен од холестерол и НТА_х_TG.

По евалуацијата на конзистентноста на рангирањето меѓу моделите, дополнително беше воведена агрегирана рамка за робусност, со цел да се комбинираат стабилноста на рангирањето и согласноста меѓу методите. Оваа процедура овозможува систематска идентификација на предиктори кои остануваат конзистентно релевантни низ хетерогените модели на машинско учење и пристапите за интерпретабилност.

Агрегираниот скор на робусност е дефиниран со равенките 50–53, каде што MeanRank_i го означува просечното рангирање на карактеристиката, VarRank_i ја претставува варијабилноста на рангирањето, а G_i го квантифицира несогласувањето меѓу методите за интерпретабилност. Пониско несогласување и пониска варијанса на рангирање резултираат со повисоки скореве на робусност.

Табела 12. Адаптивна анализа на робусност базирана на стабилност на рангирањето и согласност меѓу методите.

Карактеристика	MeanRank	VarRank	G _i	Adaptive Robustness
HbA1c	1,333333	0,222222	1,333333	0,612172
Холестерол	3,000000	0,666667	1,333333	0,300176
НТА_х_TG	3,333333	0,222222	1,333333	0,275215
Триглицериди	4,666667	0,222222	0,666667	0,210764
БМИ	5,666667	0,222222	0,666667	0,174075
Пол	7,000000	0,666667	2,000000	0,129841
Семејна историја	7,666667	0,888889	1,333333	0,124605
Хипертензија	8,333333	0,222222	1,333333	0,115828
Возраст	4,000000	12,666667	6,000000	0,044118

Повисоките вредности на скорот на робусност укажуваат на карактеристики кои остануваат конзистентно важни низ хетерогени модели на машинско учење и методи за интерпретабилност, додека пониските вредности одразуваат посилна зависност од моделот и поголемо методолошко несогласување.

Адаптивната анализа на робусност ја потврди HbA1c како најстабилен и универзално релевантен предиктор низ сите евалуирани модели и методи за интерпретабилност. Холестеролот и HTA_x_TG исто така покажаа висока робусност и релативно мало отстапување меѓу методите. Наспроти тоа, возраста (Age) покажа значително намалена адаптивна робусност и покрај релативно високиот консензусен скор на важност, што укажува на високо несогласување помеѓу пермутациски базираните и чувствителност-базираните методи за интерпретабилност. Овие резултати демонстрираат дека адаптивното пондерирање ја подобрува дискриминацијата помеѓу стабилните биомаркери и предикторите зависни од моделот.

Анализата на стабилноста низ моделите, добиена од пермутациските рангирања, е визуелизирана на слика 5, каде што пониските вредности на индексот на стабилност соодветствуваат на поконзистентна релевантност на карактеристиките низ различни модели на машинско учење, додека повисоките вредности укажуваат на посилна зависност од моделот.

5.3.3. Аблационна анализа на рамката за скор на робусност

Со цел да се евалуира придонесот на поединечните компоненти во предложениот скор на робусност, беше спроведена аблационна анализа преку постепено отстранување на термите за казнување на варијансата на рангирањето и казнување на несогласувањето меѓу методите од равенките (50–53).

Аблационата анализа покажува дека адаптивното пондерирање прогресивно ја намалува робусноста на нестабилните и модел-зависните предиктори. Особено, возраста (Age) покажа значително намалување на адаптивната робусност поради големата варијанса на рангирање и силно несогласување меѓу методите, додека HbA1c остана конзистентно доминантна во сите формулации. Овие резултати потврдуваат дека адаптивното казнување ја подобрува анализата на конзистентност на интерпретабилноста преку динамичко земање предвид на нестабилноста и несогласувањето специфично за секоја карактеристика.

Табела 13. Аблациона анализа на формулацијата на скорот на робусност.

Карактеристика	MeanRank Only	+ VarRank	Adaptive Robustness
HbA1c	0,750	0,643	0,612
Холестерол	0,333	0,273	0,300
HTA_x_TG	0,300	0,281	0,275
Триглицериди	0,214	0,205	0,211
БМИ	0,176	0,170	0,174
Пол	0,143	0,130	0,130
Семејна историја	0,130	0,117	0,125
Хипертензија	0,120	0,117	0,116
Возраст	0,250	0,060	0,044

Комплетната формулација за робусност покажа подобрена конзистентност на рангирањето и намалена нестабилност кај пониско рангираните предиктори во споредба со поедноставените формулации базирани исклучиво на просечно рангирање.

5.3.4. Важност на карактеристиките базирана на диференцијални равенки (ODE-FI)

Со цел да се квантифицира релевантноста на карактеристиките од перспектива базирана на чувствителност, беше пресметана важноста на карактеристиките инспирирана од диференцијални равенки (ODE-FI), користејќи локална чувствителност на веројатноста добиена од предвидувањата на моделите.

Анализата на ODE-FI на ниво на популација покажа значајна варијабилност во структурата на локалната чувствителност низ различни архитектури на модели. Иако HbA1c остана доминантна кај повеќето класификатори, Histogram Gradient Boosting додели особено висока чувствителност на возраста (Age), што укажува дека локалната веројатносна динамика е силно под влијание на нелинеарната репрезентација на моделот.

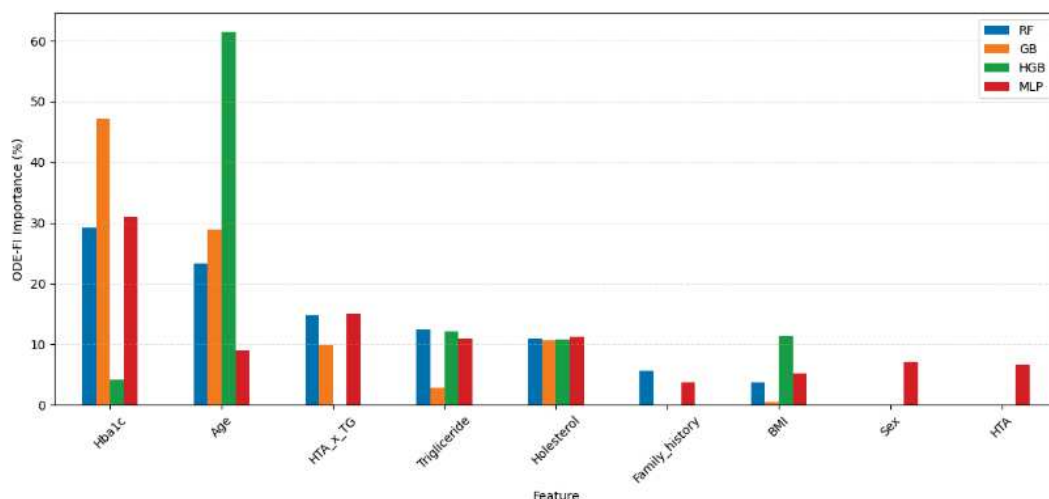
Табела 14. Модел-независна ODE-FI (%) низ повеќе класификатори.

Карактеристика	RF (%)	GB (%)	HGB (%)	MLP (%)
HbA1c	29,22	47,25	4,21	31,04
Возраст	23,38	28,92	61,46	9,10
HTA_x_TG	14,71	9,87	0,10	15,02
Триглицериди	12,36	2,80	12,11	10,89
Холестерол	10,96	10,65	10,76	11,20
Семејна историја	5,58	0,03	0,00	3,66
БМИ	3,79	0,47	11,36	5,26
Пол	0,00	0,00	0,00	7,15
ХТА	0,00	0,00	0,00	6,69

Моделите базирани на ансамбли од дрва доделија поголема ODE-пондерирана чувствителност на возраста (Age) и липидните променливи, особено холестеролот и триглицеридите, што ја одразува нивната способност да експлоатираат нелинеарно прагово однесување. Наспроти тоа, мултислојниот перцептрон (MLP) ја распредели важноста порамномерно низ метаболичките и демографските променливи, вклучувајќи ги полот (Sex) и хипертензијата (HTA).

Важно е да се нагласи дека интеракцискиот термин HTA_x_TG покажа умерена до висока ODE-инспирирана чувствителност кај повеќе модели, што ја поддржува хипотезата дека комбинираната кардиоваскуларна и метаболичка дисрегулација го засилува ризикот од дијабетес повеќе отколку изолираните ефекти на поединечните карактеристики.

Распределбата на ODE-инспирираната важност на карактеристиките низ моделите е визуелизирана на слика 50, при што се прикажуваат значајни разлики во локалното чувствително однесување кај различни архитектури на машинско учење.



Слика 50. Модел-независна ODE-FI низ повеќе модели на машинско учење.

Слика 50 покажува дека ODE-инспирираната важност на карактеристиките значително варира во зависност од архитектурата на моделот. Додека HbA1c останува доминантна кај повеќето класификатори, Histogram Gradient Boosting доделува особено висока чувствителност на возраста (Age), додека мултислојниот перцептрон (MLP) ја распределува важноста пошироко низ метаболичките и демографските променливи. Овие резултати ја поддржуваат хипотезата дека локалната чувствителност е силно зависна од моделот и под влијание на нелинеарната репрезентациска структура.

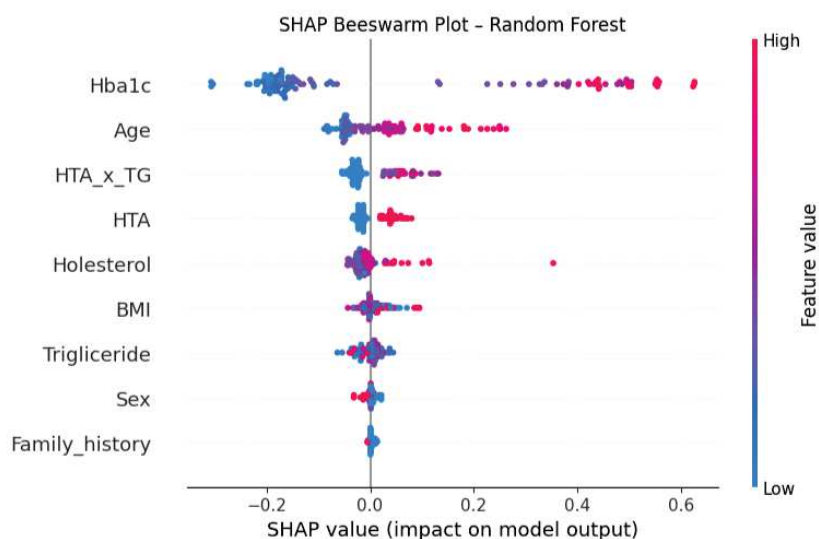
5.3.5. SHAP базирана валидација на важноста на карактеристиките

Со цел да се обезбеди модел-независна референтна рамка за интерпретабилност, беше спроведена SHAP анализа за моделите Random Forest, Gradient Boosting, Histogram Gradient Boosting и Multilayer Perceptron.

За дополнителна валидација на предложената рамка базирана на чувствителност, SHAP анализа најпрво беше извршена за Random Forest класификаторот. Добиената SHAP beeswarm визуелизација е прикажана на слика 7.

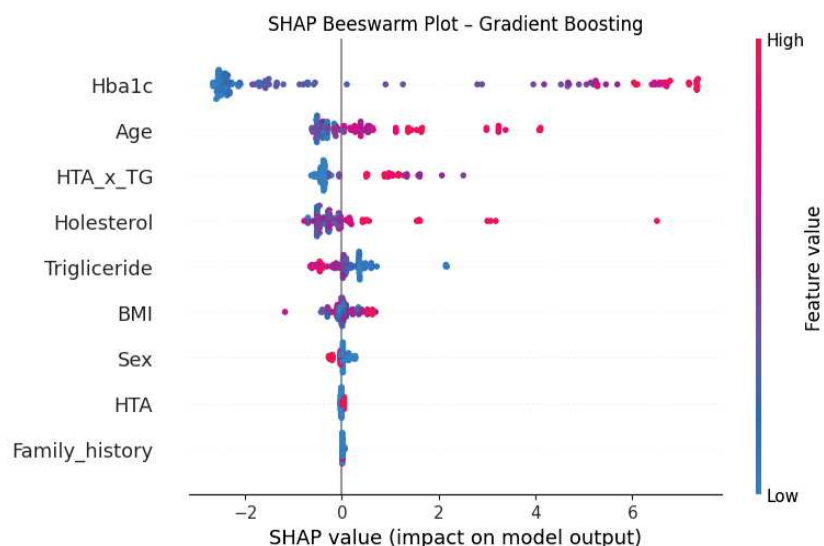
Кај Random Forest моделот, SHAP анализата ја потврди HbA1c како доминантен предиктор, следен од холестеролот и возраста (Age). Во овој модел, интеракцискиот термин HTA_x_TG покажа релативно понизок SHAP придонес, што укажува дека моделите базирани на дрва ги опфаќаат нелинеарните зависимости првенствено преку хиерархиска поделба на индивидуалните карактеристики, наместо преку експлицитни мултипликативни интеракциски термини. Високите вредности на HbA1c и возраста генерално беа поврзани со позитивен SHAP

придонес кон предикцијата на дијабетес, додека пониските вредности имаа тенденција да го намалат предвидениот ризик.



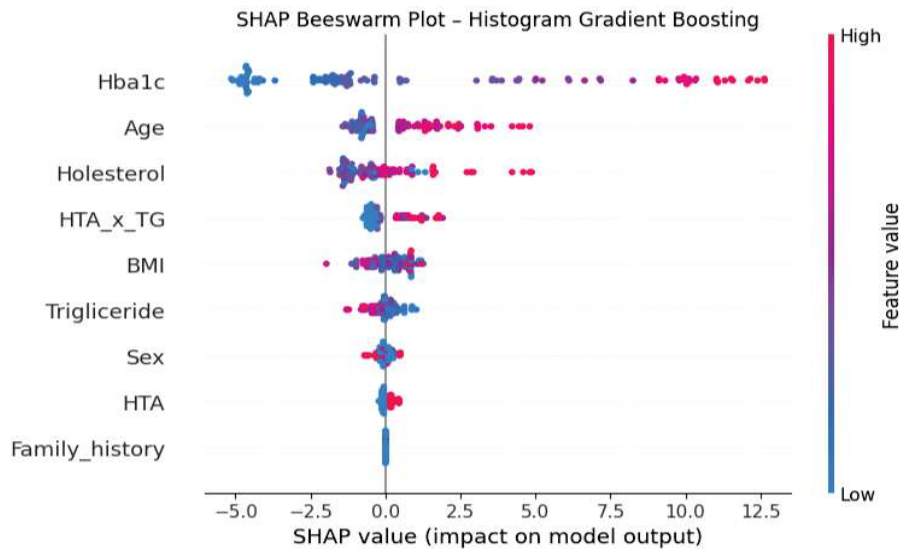
Слика 51. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Random Forest.

SHAP анализата добиена за моделот Gradient Boosting е прикажана на слика 52. Оваа SHAP анализа за моделот Gradient Boosting покажа силна доминација на HbA1c, додека холестеролот, триглицеридите и HTA_x_TG исто така значително придонесуваат во предиктивното однесување. Во споредба со Random Forest, моделот Gradient Boosting покажа нешто поширока распределба на нелинеарна чувствителност кај метаболичките променливи, што укажува на зголемена чувствителност кон комбинирани метаболички фактори на ризик.



Слика 52. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Gradient Boosting.

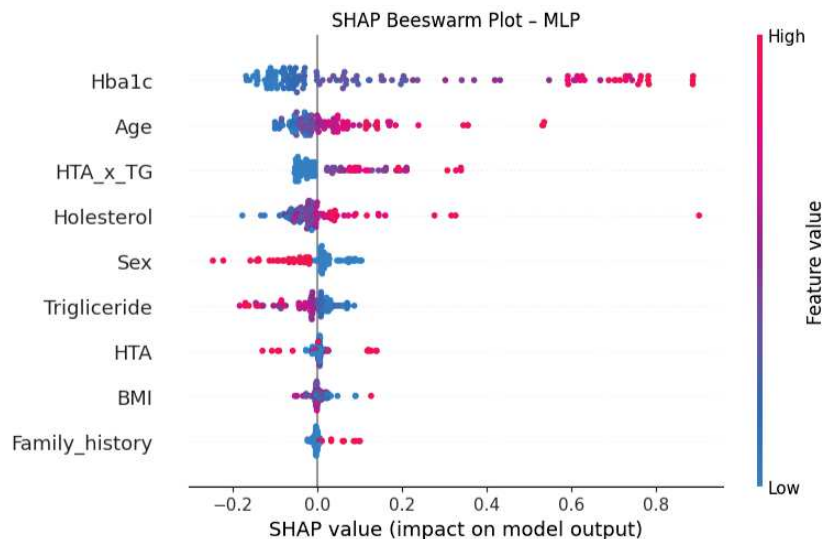
SHAP анализата добиена за моделот Histogram Gradient Boosting е прикажана на слика 53.



Слика 53 SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Histogram Gradient Boosting.

Кај моделот Histogram Gradient Boosting, SHAP анализата додели особено висока важност на возраста (Age), покрај HbA1c, што е во согласност со зголемената ODE-FI чувствителност забележана претходно за овој класификатор. Неколку метаболички предиктори покажаа компактни, но високо концентрирани SHAP распределби, што укажува на стабилно нелинеарно прагово однесување во рамките на хистограмската бустинг архитектура.

SHAP анализата добиена за моделот Multilayer Perceptron е прикажана на слика 58.



Слика 54. SHAP beeswarm дијаграм за класификаторот Multilayer Perceptron.

Кај мултислојниот перцептрон (MLP), SHAP анализата додели релативно повисока важност на HTA_x_TG, полот (Sex) и хипертензијата (HTA), што укажува дека невронските мрежи експлоатираат различни нелинеарни интеракциски структури во споредба со ансамбл моделите базирани на дрва. Во споредба со Random Forest, невронската мрежа ја распределува важноста пошироко низ метаболичките и демографските предиктори, што укажува на зголемена чувствителност на сложени интеракциски ефекти.

Табела 15 ја сумира споредбената конзистентност на рангирањето помеѓу ODE-FI, пермутациската важност и SHAP анализата.

И покрај разликите зависни од моделот, HbA1c конзистентно останува највисоко рангирана карактеристика кај пермутациската важност, SHAP анализата и ODE-FI, што ја потврдува робусноста и конзистентноста на предложената рамка за интерпретабилност.

Табела 15. Споредба на рангирањето на карактеристиките меѓу методите (ODE-FI, пермутациска важност и SHAP).

Карактеристика	ODE ранг	Permutation ранг	SHAP ранг
HbA1c	1	1	1
HTA_x_TG	2	3	5
Триглицериди	3	4	6
Холестерол	4	3	2
Возраст	5	7	3
БМИ	6	6	4
ХТА	7	6	7
Семејна историја	8	7	8
Пол	9	7	9

5.3.6. Согласност помеѓу методите за интерпретабилност

Со цел да се процени конзистентноста помеѓу различните пристапи за интерпретабилност, рангирањата на важноста на карактеристиките добиени преку пермутациска важност, SHAP анализа и чувствителност базирана на диференцијални равенки беа споредени со користење на Спирманова ранг-корелациона анализа.

Табела 16. Спирманова согласност помеѓу методите за интерпретабилност.

Метод 1	Метод 2	Спирманова ρ	p-вредност
Permutation Mean	ODE Mean	0,383	0,308
Permutation Mean	SHAP Mean	0,500	0,170
ODE Mean	SHAP Mean	0,917	0,001

Силната корелација помеѓу ODE-FI и SHAP важноста ($\rho = 0.917$, $p = 0.001$) укажува на тоа дека двата методи ги доловуваат висококонзистентни структури на релевантност на карактеристиките, и покрај нивните различни математички формулации. Според стандардната интерпретација на Спирмановите корелациони коефициенти, оваа согласност може да се смета за многу силна, што ја поддржува валидноста на предложената рамка базирана на чувствителност.

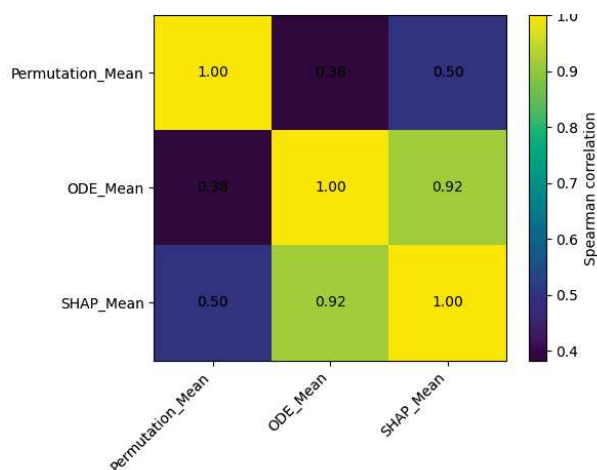
Умерена согласност беше забележана помеѓу пермутациската важност и SHAP, додека најслаба согласност се појави помеѓу пермутациската важност и ODE-FI. Овие разлики ги одразуваат различните математички основи на методите за интерпретабилност. Пермутациската важност ја мери глобалната деградација на перформансите по пертурбација на карактеристиките, ODE-FI ја опфаќа локалната веројатносна чувствителност, додека SHAP ја проценува кооперативната придонесеност на карактеристиките. Оттука, умереното несогласување меѓу овие методи рефлектира комплементарни перспективи на интерпретабилност, а не методолошка неконзистентност.

Структурата на корелациите меѓу методите за интерпретабилност е прикажана на слика 11.

Хитмапот ја потврдува силната согласност помеѓу ODE-FI и SHAP анализата, додека пермутациската важност покажува релативно послаба корелација со методите базирани на чувствителност.

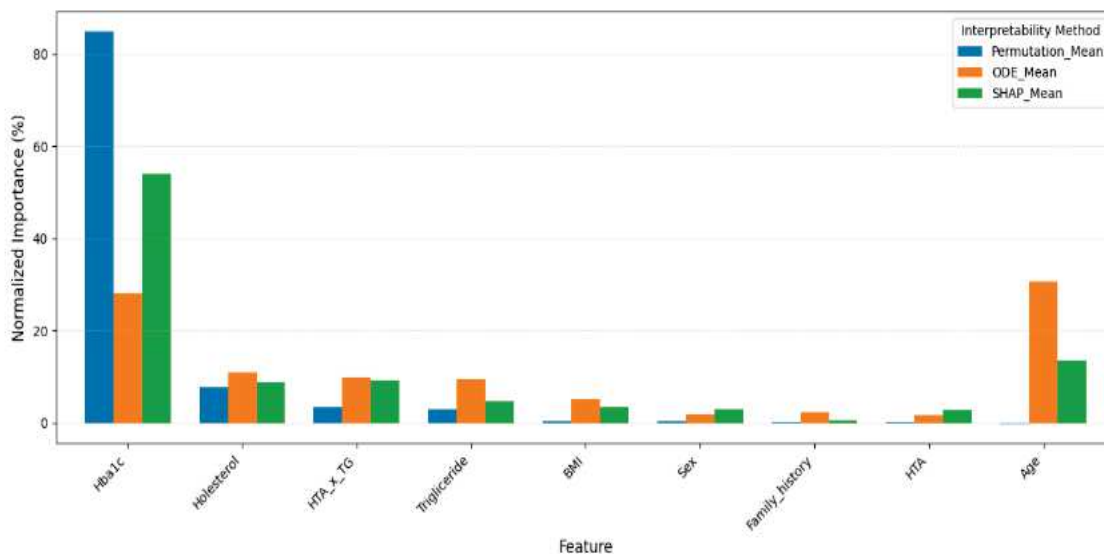
Емпириски добиените вредности на Спирмановата согласност беа последователно искористени за проценка на коефициентите пондирани според согласност во CIS формулацијата дефинирана во равенките (45)–(49) од методолошкиот дел. Врз основа на овие вредности, добиена е следната формулација на CIS пондерирана според согласност:

$$C_i = 0.361 I_i^{ODE} + 0.394 I_i^{SHAP} + 0.245 I_i^{PERM}$$



Слика 55. Согласност помеѓу методите за интерпретабилност базирана на Спирманова корелација.

Со цел дополнително да се илустрираат разликите во проценката на важноста на карактеристиките помеѓу различните пристапи за интерпретабилност, просечните скорови за важност добиени од пермутациската важност, ODE-FI и SHAP анализата се споредбено визуелизирани на слика 12.



Слика 56. Унифицирана споредба на пермутациска важност, ODE-FI и SHAP важност низ предиктивни карактеристики.

Слика 56 покажува значајна согласност помеѓу SHAP анализата и ODE-FI, особено за HbA1c, холестеролот и HTA_x_TG. Наспроти тоа, пермутациската важност доделува диспропорционално повисока глобална релевантност на HbA1c, додека ја потценува важноста на неколку предиктори чувствителни на нелинеарни интеракции. ODE-FI доделува поголема чувствителност на возраста (Age) и триглицеридите, што ја одразува нејзината фокусираност на локалната веројатносна динамика наместо на глобалната деградација на перформансите.

Дополнително беше пресметан Консензуалниот интерпретабилен скор (CIS), со цел интеграција на пермутациската важност, ODE-FI и SHAP во унифицирано рангирање базирано на согласност (табела 11).

CIS анализата ја потврди HbA1c како доминантен предиктор, следен од Age, холестеролот, HTA_x_TG и триглицеридите. Важно е да се нагласи дека Age постигна висок CIS, но ниска адаптивна робусност, што укажува на тоа дека таа е значајна во SHAP и чувствителност-базираните анализи, но е помалку стабилна низ сите методи за интерпретабилност.

Табела 17. Консензуален интерпретабилен скор низ пермутациска важност, ODE-FI и SHAP.

Карактеристика	Permutation (%)	ODE-FI (%)	SHAP (%)	CIS
HbA1c	84,859230	27,931728	54,559350	55,783436
Возраст	0,000000	30,714712	13,035370	14,583361
Холестерол	7,757698	10,891668	8,484170	9,044512
HTA_x_TG	3,441014	9,923830	9,429476	7,598107
Триглицериди	3,065771	9,541088	4,597190	5,734683
БМИ	0,419027	5,221208	3,483957	3,041397
Пол	0,410393	1,786458	3,205122	1,800658
ХТА	0,051184	1,672663	2,681743	1,468530
Семејна историја	0,184384	2,316646	0,523622	1,008217

5.3.7. Нумеричка стабилност на ODE-FI

Со цел да се оцени нумеричката робусност на предложената ODE-FI формулација, дополнително беше спроведена анализа на чувствителноста за различни величини на пертурбацијата ϵ , кои се користат во апроксимацијата со конечни разлики.

Добиените рангирања на карактеристиките останаа високостабилни низ различните нивоа на пертурбација, што укажува на тоа дека предложената рамка е нумерички робусна и не е силно зависна од избраниот параметар на пертурбација.

Низ сите евалуирани величини на пертурбација, HbA1c конзистентно остана доминантен предиктор, додека беа забележани само мали варијации кај пониско рангираните карактеристики.

Табела 18. Стабилност на ODE-FI рангирањето при различни величини на пертурбација.

ϵ вредност	Спирманова корелација
0,001	0,94
0,01	1,00
0,05	0,91

Високите Spearman корелации ($\rho = 0.91\text{--}1.00$) потврдуваат дека предложените ODE-FI рангирања се во голема мера инваријантни на разумни промени на параметарот на пертурбација, што ја поддржува нумеричката стабилност на формулацијата за сензитивност базирана на конечни разлики.

5.3.8. Илустративен пример за пресметка на ODE-FI

Со цел да се олесни интерпретацијата на предложената ODE-FI рамка, беше изведен нумерички пример со користење на репрезентативен пациент кој се наоѓа во близина на границата на класификација. Поточно, автоматски беше избран пациентот чија предвидена веројатност за појава на дијабетес беше најблиску до 0,5, бидејќи оваа област одговара на највисока неизвесност во предвидувањето и затоа претставува информативен контекст за локална анализа на сензитивност.

Потоа беа евалуирани различни модели на машинско учење и предиктивни карактеристики преку мали пертурбации на избраните варијабли. За секој случај беа пресметани оригиналната предвидена веројатност ($p(x)$), пертурбираната веројатност ($p(x+\epsilon)$), соодветната сензитивност базирана на конечни разлики и добиената вредност за важност на карактеристиките инспирирана од ODE. Оваа постапка демонстрира како локалните пертурбации на поединечни предиктори се трансформираат во квантитативни мерки за важност на карактеристиките и обезбедува практична нумеричка илустрација на работниот процес прикажан на слика 1, вклучувајќи ги и пресметката на сензитивноста со конечни разлики од равенката (27) и добиената ODE-FI вредност.

```
Model (LR/RF/GB/HGB/MLP): LR
Feature name: Hba1c
epsilon: 0.01
Selected patient index: 94
p(x) = 0.518816
p(x+epsilon) = 0.527797
Sensitivity = 0.898015
ODE-FI = 0.224186
```

```
Model (LR/RF/GB/HGB/MLP): MLP
Feature name: HTA_x_TG
epsilon: 0.001
Selected patient index: 109
p(x) = 0.428366
p(x+epsilon) = 0.429231
Sensitivity = 0.864584
ODE-FI = 0.211709
```

(а) Логистичка регресија со пертурбација на HbA1c ($\epsilon = 0,01$).

(б) Мултислоен перцептрон со пертурбација на HTA×TG ($\epsilon = 0,001$)

Слика 14 прикажува два репрезентативни примери на пресметка на ODE-FI. На слика 14(а), мала пертурбација на HbA1c ја зголемува предвидената веројатност за појава на дијабетес од 0,5188 на 0,5278, при што се доби сензитивност од 0,8980 и ODE-FI вредност од 0,2242. На сликата 14(б), пертурбацијата на интеракциската карактеристика HTA×TG ја зголемува предвидената веројатност од 0,4284 на 0,4292, што резултира со сензитивност од 0,8646 и ODE-FI вредност од 0,2117.

Вториот пример дополнително демонстрира дека дури и многу мала пертурбација на интеракцискиот термин HTA×TG може да предизвика мерлива промена во предвидената веројатност за појава на дијабетес. Релативно високата ODE-FI вредност укажува дека MLP моделот е локално сензитивен на оваа интеракциска карактеристика, што ја поддржува хипотезата дека невронските мрежи идентификуваат нелинеарните кардиоваскуларно–метаболички интеракции кои можеби не се целосно рефлектирани преку глобалните мерки за важност.

5.3.9. Илустративен пример за конструирање на CIS

Со цел дополнително да се појасни конструкцијата на Consensus Interpretability Score (CIS), беше изведен илустративен пример со користење на HbA1c, како највисоко рангиран предиктор според сите методи за интерпретабилност. На слика 15 се прикажани нормализираните вредности на важноста добиени од permutation importance, ODE-FI и SHAP. Соодветните нормализирани вредности изнесуваат 84,86 %, 27,93 % и 53,84 %. Користејќи ги тежините базирани на согласност $w_{\text{PERM}} = 0,245$, $w_{\text{ODE}} = 0,361$ и $w_{\text{SHAP}} = 0,394$, добиениот консензус резултат изнесува $\text{CIS} = 52,09$.

Feature name for CIS example: Hba1c

	Feature	Permutation (%)	ODE-FI (%)	SHAP (%)	w_PERM	w_ODE	w_SHAP	CIS
0	Hba1c	84.85923	27.931728	53.836499	0.245	0.361	0.394	52.085446

Слика 57. Илустративен пример за конструкција на консензусен резултат за толкување (CIS) за HbA1c.

Овој пример демонстрира како CIS комбинира информации од permutation importance, ODE-FI и SHAP во единствен рангирачки систем базиран на согласност. Иако permutation importance му доделува исклучително висока важност на HbA1c, конечниот CIS резултат е модериран од соодветните вредности на ODE-FI и SHAP, со што се намалува влијанието на поединечен метод за интерпретабилност и се обезбедува поизбалансирана проценка на релевантноста на карактеристиките. Следствено, CIS ги нагласува предикторите кои покажуваат конзистентна важност низ повеќе интерпретабилни пристапи, наместо да се потпира на еден единствен метод.

5.3.10. Надворешна валидација со Pima Indians Diabetes Dataset

Со цел дополнително да се процени генерализабилноста на предложената рамка, беше спроведен експеримент за надворешна валидација користејќи го јавно достапниот Pima Indians Diabetes Dataset. Истите модели на машинско учење користени во примарната анализа, вклучувајќи Logistic Regression (LR), Random Forest (RF), Gradient Boosting (GB), Histogram Gradient Boosting (HGB) и Multilayer Perceptron (MLP), беа евалуирани со примена на стратифицирана крст-валидација. Експериментот за надворешна валидација покажа стабилни предиктивни перформанси кај сите разгледувани модели, со AUC вредности во опсег од 0,799 до 0,833. Овие резултати ја поддржуваат применливоста на предложената рамка и надвор од оригиналната клиничка кохорта.

Табела 19. Предиктивни перформанси на податочниот сет Pima Indians Diabetes

Модел	AUC средна вредност	AUC стандардна девијација	Точност (Accuracy) средна	F1 средна
LR	0,830	0,022	0,775	0,639
RF	0,827	0,020	0,764	0,637
GB	0,827	0,022	0,762	0,643
HGB	0,799	0,032	0,746	0,618
MLP	0,833	0,023	0,767	0,645

Табела 20. Врвни предиктори идентификувани со пермутациона важност на податочниот сет Pima Indians Diabetes.

Карактеристика (Feature)	Средна важност (Mean Importance)
Гликоза	0,123
БМИ (Body Mass Index)	0,038
Возраст	0,028
Број на бремености	0,017
Дијабетес педигри функција	0,012

Permutation-базираната анализа ја идентификуваше гликозата како доминантен предиктор, следена од БМИ и возраста. Иако специфичните варијабли се разликуваат од оние достапни во оригиналната кохорта, резултатите конзистентно ја истакнуваат гликемиската регулација, факторите поврзани со дебелината и ризикот поврзан со возраста како главни детерминанти во предвидувањето на дијабетесот. Оваа согласност ја поддржува генерализабилноста на предложената рамка за интерпретабилност низ независни бази на податоци за дијабетес.

Малку пониските предиктивни перформанси забележани кај Pima база на податоци се очекувани, бидејќи овој датасет содржи помал број клинички варијабли и не вклучува HbA1c, липидни биомаркери, интеракциски карактеристики или лонгитудинални мерења кои се достапни во примарната кохорта. Сепак, конзистентната идентификација на клинички релевантни фактори на ризик во двете бази на податоци обезбедува дополнителни докази за робустноста и применливоста на предложената рамка надвор од оригиналната студиска популација.

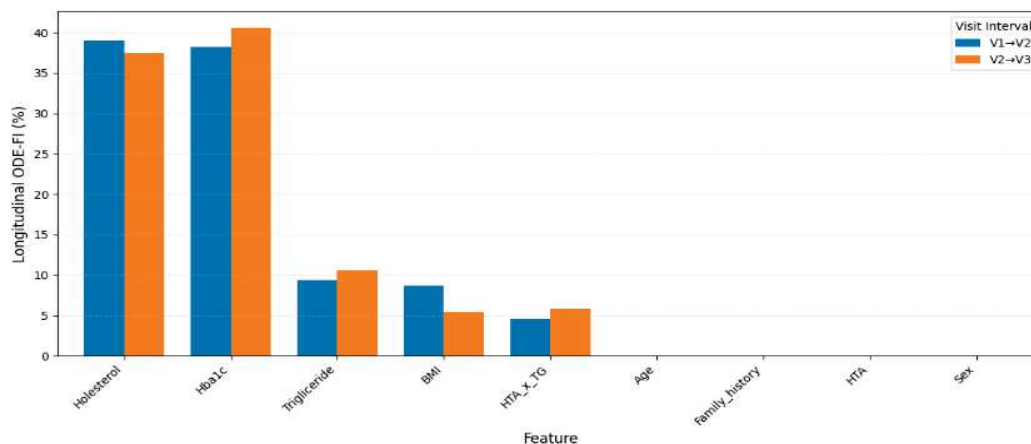
5.3.11. Лонгитудинална ODE-инспирирана важност на карактеристиките

Со цел дополнително да се испитаат временските промени во релевантноста на предикторите, беше пресметана интервал-специфична ODE-инспирирана важност на карактеристиките одделно за последователните лонгитудинални интервали (V1→V2 и V2→V3).

Табела 21. Интервал-специфична лонгитудинална ODE-FI помеѓу последователни посети.

Интервал	Карактеристика	Лонгитудинална ODE-FI	ODE процент
V1→V2	HbA1c	0,0151	38,27
V1→V2	Холестерол	0,0154	39,01
V1→V2	Триглицериди	0,0037	9,42
V1→V2	BMI	0,0034	8,73
V1→V2	HTA_x_TG	0,0018	4,55
V2→V3	HbA1c	0,0188	40,61
V2→V3	Холестерол	0,0174	37,46
V2→V3	Триглицериди	0,0049	10,59
V2→V3	BMI	0,0025	5,46
V2→V3	HTA_x_TG	0,0027	5,87

HbA1c остана доминантен предиктор низ двата лонгитудинални интервали, што ја потврдува стабилната гликемиска влијателност во текот на периодот на следење. Сепак, триглицеридите (Triglyceride) и HTA_x_TG покажаа зголемена важност во подоцнежниот интервал, што укажува на промена во метаболичката чувствителност со текот на времето.



Слика 58. Промени на надолжната AODF (%) според карактеристики и временски интервали (V1–V2 и V2–V3).

6. ДИСКУСИЈА

Резултатите од оваа студија потврдуваат дека интеграцијата на модели на машинско учење со интерпретабилна анализа базирана на диференцијална сензитивност обезбедува кохерентна и интерпретабилна рамка за проценка на важноста на карактеристиките при предвидување на дијабетес мелитус (DM). Сите евалуирани класификатори постигнаа високи предиктивни перформанси, со AUC вредности во опсег од 0,868 до 0,940, што гарантира дека забележаните разлики во рангирањето на важноста на карактеристиките првенствено произлегуваат од механизмите на интерпретабилност, а не од слаб квалитет на моделите. Ова ја поддржува работната хипотеза дека смислената споредба на методите за важност на карактеристики бара споредлива предиктивна точност.

Преку permutation importance, SHAP објаснувањата и предложената ODE-инспирирана важност на карактеристики (ODE-FI), HbA1c конзистентно се појавува како највлијателен предиктор за ризик од појава на дијабетес. Овој наод е во согласност и со понови студии за предвидување на дијабетес (Amilo et al., 2025; Manzini et al., 2025; Khan & Shah, 2025), кои го идентификуваат HbA1c како најсилен предиктор за појава и прогресија на болеста, додека возраста, BMI, триглицеридите и холестерол-поврзаните биомаркери често се наведуваат како значајни фактори на ризик. Согласноста меѓу овие резултати и претходно објавените студии базирани на машинско учење и лонгитудинални анализи обезбедува дополнителна поддршка за валидноста на предложената рамка, и покрај умерената големина на примерокот. Овој наод е клинички очекуван и конзистентен со претходни истражувања кои применуваат математички и ML пристапи во метаболичките и нутритивните науки (Knights et al., 2024; Knights & Mazlami, 2025; Markovikj & Knights, 2022). Липидните варијабли и индексот на телесна маса исто така се рангирани како доминантни предиктори, што е во согласност со претходни статистички и експериментални студии. Стабилноста на овие предиктори низ различни методи за интерпретабилност дополнително ја потврдува робустноста и релевантноста на предложената рамка, во линија со резултати базирани на факторски експериментален дизајн и сензитивно-ориентирано статистичко моделирање (Antoska Knights & Millaku, 2023; Knights et al., 2024).

Клучен придонес на ова истражување е интеграцијата на ODE-FI во единствена рамка за интерпретабилност која комбинира анализа на сензитивност, SHAP објаснувања, permutation importance, проценка на стабилност, анализа на согласност и консензусно рангирање. За разлика од конвенционалните глобални мерки, предложената рамка експлицитно ја опфаќа локалната веројатносна сензитивност и лонгитудиналната динамика на карактеристиките кај различни ML модели. Овој пристап е во согласност со современите напори за интеграција на вештачката интелигенција со математички интерпретабилни рамки во нутритивните и метаболичките

истражувања (Knights et al., 2023; Khan & Shah, 2025). Со вклучување на тежинскиот фактор на неизвесност $p(1-p)$, ODE-FI ги нагласува регионите блиску до границата на одлука, каде што сензитивноста на предвидувањето е највисока и интерпретабилноста е најкритична за клиничка поддршка на одлуки. Оваа формулација ја поврзува локалната веројатносна сензитивност со градиентно-базирана проценка на важноста, задржувајќи ја применливоста независна од моделот. Овој пристап е во согласност со концептите на глобална анализа на сензитивност и градиентно-базирани методи (Khalil, 2002; Saltelli et al., 2008; Chan & Veas, 2024), но ги проширува во контекст на веројатносна класификација.

Кога се применува кај логистичка регресија, ODE-FI го задржува релативниот редослед на стандардизираните коефициенти, идентификувајќи ги истите водечки предиктори, но со рескалирање според локалната сензитивност на ризик. Ова покажува дека методот ја подобрува, а не ја нарушува интерпретабилноста на линеарните модели, поддржувајќи транспарентно и математички засновано донесување одлуки во медицински апликации со висок ризик (Ooi et al., 2008; Doshi-Velez & Kim, 2017).

Разлики меѓу ODE-FI и SHAP рангирањата беа забележани кај нелинеарни модели, особено за интеракциските термини како хипертензија $\times$ триглицериди. Кај логистичката регресија, интеракциите се експлицитно дефинирани, додека кај tree-based моделите тие се идентификуваат имплицитно преку хиерархиски поделби, со што нивниот придонес се распределува. Вакво модел-зависно однесување е документирано и во претходни студии (Breiman, 2001; Chan & Veas, 2024), што укажува дека важноста треба да се интерпретира во контекст на моделот.

Иако HbA1c останува доминантен предиктор, ODE-FI обезбедува дополнителен увид во важноста на интеракциските и модел-зависните карактеристики. Интеракцијата HTA $\times$ TG добива повисока важност во ODE-FI отколку во permutation анализата, што укажува на тоа дека локалната сензитивност открива нелинеарни клинички релевантни односи. Возраста покажува висока консензусна важност, но намалена робустност, што укажува на зависност од моделот.

Model-agnostic проширувањето на ODE-FI преку конечни разлики овозможува споредба меѓу различни модели. Додека континуираните предиктори остануваат стабилни, некои бинарни варијабли покажуваат ниска важност кај tree-based модели што се должи на нивната дискретна природа, а не на нивната нерелевантност. Во вакви случаи, permutation и SHAP

обезбедуваат комплементарна интерпретација (Markovikj & Knights, 2022; Guyon & Elisseeff, 2003; Oh, 2022).

Во споредба со SHAP-базираните методи за објаснување, предложената ODE-FI рамка покажа пониска пресметковна комплексност, бидејќи важноста на карактеристиките се добива преку локални пертурбации со конечни разлики, кои бараат само две дополнителни forward-евалуации по карактеристика. Ова ја прави рамката пресметковно скалабилна и погодна за биомедицински податочни множества со средна димензионалност.

Лонгитудиналниот дизајн овозможи важноста на карактеристиките да се интерпретира како одговор на промените во состојбата на пациентот низ посетите, иако исходната променлива остана временски непроменлива. Како што е прикажано во делот „Interval-Specific ODE-Inspired Feature Importance (Longitudinal Analysis)“, интервално-специфичниот ODE-FI покажува дека, иако просечните метаболички маркери се подобруваат со текот на времето, релативниот придонес на триглицеридите и интеракцијата $\text{HTA} \times \text{TG}$ се зголемува во подоцнежниот интервал, што одразува промена во чувствителноста за дискриминацијата на ризикот, наместо влошување на биохемиските и демографските профили.

Временските варијации на предикторите беа вклучени преку апроксимации со конечни разлики, во согласност со применетите математички перспективи кои ги третираат биомедицинските податоци како еволутивни системи (Hastie et al., 2009; Sunny, 2025; Cichoń & Cichoń, 2025). Во таа смисла, предложената формулација претставува дискретна апроксимација на динамиката на ризикот базирана на конечни разлики меѓу последователните посети и треба да се интерпретира како приближна замена (прокси) за временска еволуција, а не како физиолошки динамички модел во континуирано време. Затоа, предложената рамка треба да се сфати како ODE-инспирирана формулација, а не како класичен динамички систем во состојбен простор. Аналитичките својства презентирани во делот 2.6. треба да се интерпретираат како методолошки дефиниции и својства поврзани со интерпретабилноста кои го олеснуваат разбирањето на стабилноста на рангирањето, однесувањето на веројатносната чувствителност и проценката на робусност базирана на консензус. Тие не се наменети да обезбедат формални теоретски гаранции како конзистентност, конвергенција, асимптотска оптималност или граници на робусност. Утврдувањето на такви теоретски својства останува важна насока за идни методолошки истражувања.

Сепак, тековната анализа ги агрегира чувствителностите на ниво на популација; идните истражувања би можеле да ја прошират рамката кон пациент-специфични траектории и временски резолвирана динамика на ризикот. Дополнително ограничување е тоа што беа достапни само три временски точки на мерење за секој пациент. Следствено, лонгитудиналната анализа ги опфаќа промените во важноста на карактеристиките специфични за интервали, наместо целосно резолвирани временски траектории. Иако овој дизајн овозможува испитување на временските варијации во чувствителноста на ризикот, тој не поддржува детално динамичко моделирање на прогресијата на болеста. Идни студии со погуста лонгитудинална семплираност би можеле да обезбедат поцелосна карактеризација на временската динамика на карактеристиките и еволуцијата на болеста кај поединечни пациенти.

Треба да се нагласат неколку ограничувања, вклучувајќи податочно множество од еден центар, умерена големина на примерок и корелации меѓу метаболичките предиктори. Иако лонгитудиналниот дизајн го зголеми бројот на набљудувања ($N = 600$), студијата се базира на 200 уникатни пациенти, што претставува релативно умерено големо податочно множество за примени во машинско учење. Оттука, ефективната големина на примерокот е определена од бројот на уникатни учесници, а не од вкупниот број повторени мерења, што може да ја ограничи статистичката моќ, да ја зголеми подложноста на *overfitting* и да ја ограничи генерализабилноста на резултатите. Иако беше применета поделба на ниво на пациент за да се избегне протекување на информации и да се намали ризикот од *overfitting*, потребна е надворешна валидација на независни кохорти.

Дополнително ограничување на предложената CIS рамка е тоа што согласноста меѓу методите за интерпретабилност не имплицира нужно каузална релевантност или точност во рангирањето на карактеристиките. Следствено, рамката ја опфаќа чувствителноста на промените во биомаркерите и нивното влијание врз предвидениот ризик од дијабетес, а не вистинската динамика на појава, прогресија или ремисија на болеста. Идните студии треба да ја евалуираат предложената рамка на податочни множества кои содржат временски променливи клинички исходи и подолги периоди на следење, со цел дополнително да се процени нејзината способност за карактеризација на еволуцијата на болеста низ времето.

Иако предложената CIS стратегија за тежини покажа подобрена дискриминација меѓу стабилни и модел-зависни предиктори, коефициентите на тежини беа избрани емпириски и не треба да се интерпретираат како теоретски оптимални. Идните истражувања треба да ја

испитаат чувствителноста на CIS рангирањата на алтернативни шеми на тежинење и да ја евалуираат робусноста преку bootstrap и процедури базирани на ресемплирање.

Дополнителното ограничување се однесува на интерпретацијата на лонгитудиналната важност на карактеристиките. Иако беа достапни повторени мерења низ три посети (базална состојба, 3 месеци и 6 месеци), варијаблата за исходот на дијабетес остана временски непроменлива во текот на студијата. Следствено, предложената рамка ја опфаќа чувствителноста на промените во биомаркерите и нивното влијание врз предвидениот ризик од дијабетес, наместо вистинската динамика на појава, прогресија или ремисија на болеста. Ова ограничување дополнително е условено од релативно краткиот период на следење, во кој малку е веројатно да се појават значајни промени во статусот на дијабетес кај повеќето пациенти. Затоа, лонгитудиналната анализа треба да се интерпретира како проценка на временските промени во чувствителноста на ризикот, а не како директно моделирање на прогресијата на болеста. Идните студии треба да ја евалуираат предложената рамка користејќи податочни множества со подолги периоди на следење и временски променливи клинички исходи, со цел дополнително да се процени нејзината способност за карактеризација на еволуцијата на болеста.

Тековната студија ја спореди предложената рамка првенствено со permutation importance и SHAP, кои беа избрани како широко прифатени референтни методи во интерпретабилното машинско учење. Сепак, други современи пристапи за објаснување, вклучувајќи ги LIME, Integrated Gradients, DeepSHAP, ALE, Sobol анализа на чувствителност и методи базирани на парцијална зависност, може да обезбедат комплементарни перспективи за релевантноста на карактеристиките. Идните студии треба да спроведат пошироко бенчмаркирање низ овие методи со цел подобро да се карактеризираат релативните предности, ограничувања и применливоста на предложената рамка во различни клинички предикциски контексти.

И покрај овие ограничувања, наодите имаат значајни импликации. Клинички, тие ја потврдуваат централната улога на HbA1c и липидно-поврзаните биомаркери во проценката на ризикот од дијабетес. Методолошки, предложената рамка за интерпретабилност претставува мост помеѓу класичната анализа на чувствителност и современата интерпретабилност во машинското учење, овозможувајќи систематска споредба помеѓу модели и методи за интерпретација. Практично, рамката е пресметковно ефикасна, скалабилна и модел-агностичка, што ја прави погодна за интеграција во системи за поддршка на одлуки и идни биомедицински студии базирани на машинско учење.

Додека претходните студии применувале статистички дизајн на експерименти и машинско учење независно или во комбинација за дебелината, исхраната и исходите поврзани со дијабетес (Knights et al., 2024; Knights & Mazlami, 2025; Antoska Knights & Millaku, 2023; Knights et al., 2023), оваа работа го унапредува овој правец преку воведување унифицирана рамка за интерпретабилност која интегрира диференцијална анализа на чувствителност, проценка на стабилност, анализа на согласност и консензусно рангирање за робусна евалуација на важноста на карактеристиките.

Идните истражувања треба да се фокусираат на валидација на предложената рамка на поголеми и подиверзни кохорти, како и на јавно достапни биомедицински податочни множества. Дополнително, треба да се испита интеграцијата на алтернативните пристапи за интерпретабилност, да се евалуира стабилноста на консензусните рангирања под стратегии на ресемплирање и да се процени генерализабилноста на рамката низ различни клинички предикциски задачи. Надворешната валидација и проспективните студии ќе бидат особено важни за утврдување на робусноста и практичната применливост на предложената рамка за интерпретабилност.

7. ЗАКЛУЧОК

Дијабетес мелитус тип 2 претставува едно од најзначајните хронични метаболички заболувања на современото општество, со изразени здравствени, социјални и економски импликации. Успешното управување со ова заболување бара мултидисциплинарен пристап кој ги интегрира медицинските, нутритивните, психолошките и технолошките аспекти на третманот.

Во рамките на ова истражување беа анализирани нутритивните навики, животниот стил и клиничките карактеристики на 200 пациенти со дијабетес мелитус тип 2, следени во Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ во Скопје и Општата болница „Ферид Мурад“ во Гостивар. Резултатите укажуваат дека значителен дел од пациентите се со прекумерна телесна маса и дебелина, со недоволна физичка активност, присуство на компликации поврзани со дијабетесот, како и со отстапувања во нутритивните навики.

Од вкупниот примерок, 63 % се жени, а 37 % мажи, што укажува на поголема застапеност на женската популација во истражувањето. Возрасниот опсег се движи од 29 до 80 години, со доминација на испитаници во возрасната група од 51 до 70 години. Религиозната структура е нерамномерна, со доминантна застапеност на испитаници од муслиманска вероисповед. Во однос на местото на живеење, 49 % од испитаниците живеат во урбана, а 51 % во рурална средина.

Анализата на социо-економскиот статус покажува доминација на испитаници од средните категории, при што значителен дел од нив остваруваат месечни приходи во износ од 100 до 200 евра. Во однос на работниот статус, 34 % се невработени, 33 % пензионери, 20 % вработени, додека останатите припаѓаат на други категории.

Во поглед на животниот стил, 67 % од испитаниците не практикуваат физичка активност, додека 33 % се физички активни. Повеќе од половина од испитаниците (51 %) не пушат, 25 % се активни пушачи, а 16 % се поранешни пушачи. Компликации поврзани со дијабетесот се присутни кај 68 % од испитаниците, додека 32 % не пријавуваат компликации. Поголемиот дел од испитаниците (77 %) не биле хоспитализирани, наспроти 22 % кои биле хоспитализирани.

Значаен е и психолошкиот аспект, при што 69 % од пациентите изјавуваат дека чувствуваат стрес, што укажува на потребата од интегриран пристап во третманот на болеста.

Во однос на нутритивните навики, 65 % од испитаниците имаат редовна исхрана, додека 35 % се хранат нередовно. Само 6 % од пациентите следат специфичен нутритивен режим, додека дури 94 % никогаш не посетиле диететичар, што укажува на сериозен јаз во нутритивната едукација.

Млечните производи се застапени во секојдневната исхрана кај 70 % од испитаниците, при што најчесто се консумира кравјо млеко. Зеленчукот се консумира секојдневно кај 70 % од пациентите, додека овошјето исто така има висока застапеност, но со потреба од контрола поради неговото влијание врз гликемијата.

Јаткастите плодови, семките и морската храна се консумираат со умерена до ниска фреквенција, што укажува на потреба од подобрување на нутритивниот квалитет на исхраната. Месото е доминантно застапено, најчесто подготвено со поздрави методи, иако пржењето сè уште е значително присутно.

Забележлива е умерена до висока консумација на леб, при што значителен дел од испитаниците сè уште користат бел леб. Исто така, присутна е и редовна консумација на слатки кај одреден дел од пациентите, што дополнително ја нагласува потребата од нутритивна едукација.

Хидратацијата варира, при што најголем дел од испитаниците внесуваат околу 2 литри вода дневно. Консумацијата на кафе е широко распространета, со доминација на традиционални навики.

Истражувањето започна со примена на структуриран прашалник составен од 61 прашање, кој овозможи детална проценка на навиките во исхраната, животниот стил и здравствената состојба на пациентите. Врз основа на добиените резултати беше спроведено индивидуализирано нутритивно советување, базирано на стандардни, но и модифицирани современи принципи на функционална и превентивна исхрана.

Дополнително, беше применето математичко моделирање со користење на симплекс методот за оптимизација на дневниот режим на исхрана, со цел постигнување на нутритивна рамнотежа согласно индивидуалните потреби на пациентите.

Лонгитудиналното следење во период од шест месеци овозможи идентификација на клучните клинички и биохемиски карактеристики поврзани со испитуваниот исход. HbA1c се издвои како најзначаен предиктор, додека индексот на телесна маса, триглицеридите, холестеролот и хипертензијата имаа дополнителна предиктивна улога.

Предиктивните перформанси на моделите покажаа дека Random Forest (RF) обезбеди најдобра рамнотежа меѓу точноста, осетливоста и F1-скорот, додека логистичката регресија (LR) постигна највисока AUC-вредност. Моделот MLP имаше најслаби предиктивни резултати. RF покажа и најмала варијабилност на точноста ($SD = 0,014$), додека LR имаше најстабилна AUC-вредност ($SD = 0,027$). Наспроти тоа, MLP покажа најголема варијабилност на AUC ($SD = 0,054$), што дополнително укажува на неговата пониска стабилност (Табела 9).

Анализата на важноста на карактеристиките во одделните модели покажа дека HbA1c беше убедливо највлијателниот предиктор кај сите модели. Холестеролот, триглицеридите и интеракцијата HTA_x_TG имаа дополнително, но значително помало влијание. Полот, возраста, БМИ, хипертензијата и семејната историја кај дел од моделите имаа вредности блиски до нула или негативни, што укажува на ограничен и модел-зависен самостоен придонес кон предвидувањето (Табела 10).

Рангирањето на карактеристиките низ различните модели го потврди HbA1c како прворангиран предиктор кај сите модели. По него следуваа холестеролот и интеракцијата HTA_x_TG, а потоа триглицеридите. БМИ и хипертензијата имаа средно влијание, додека семејната историја, полот и возраста главно беа пониско рангирани. Интеракцијата HTA_x_TG беше повисоко рангирана од хипертензијата како самостојна карактеристика, што укажува дека заедничкиот ефект на хипертензијата и триглицеридите може да биде поинформативен за предвидувањето на исходот (Табела 11).

Анализата на стабилноста и робусноста на рангирањето покажа дека HbA1c имаше највисока адаптивна робусност, а по него следуваа холестеролот и HTA_x_TG. Триглицеридите и БМИ покажаа умерена робусност, додека полот, семејната историја и хипертензијата имаа пониски вредности. Возраста имаше најнизок скор на адаптивна робусност поради големите разлики во нејзиното рангирање меѓу применетите методи (Табела 12).

Аблационата анализа на скорот на робусност покажа дека HbA1c остана прворангиран независно од применетата формулација. Најголема промена беше забележана кај возраста, чија

проценета важност значително се намали по вклучувањето на варијабилноста на рангот и несогласувањето меѓу методите. Овој резултат покажува дека високата позиција на една карактеристика според одделен метод не мора да означува стабилна и робусна предиктивна важност (Табела 13).

Модел-независната ODE-FI анализа го идентификуваше HbA1c како најважен фактор кај RF, GB и MLP, додека кај HGB доминираше возраста. Овие резултати покажуваат дека влијанието на возраста е изразено зависно од избраниот модел, додека важноста на HbA1c е поконзистентна. Холестеролот, исто така, покажа релативно стабилно влијание, со ODE-FI вредности од приближно 10,65% до 11,20% кај сите четири класификатори (Табела 14).

Споредбата на методите за интерпретабилност покажа дека ODE-FI, пермутациската важност и SHAP го идентификуваа HbA1c како најважна карактеристика. Поголеми разлики во рангирањето беа забележани кај возраста, HTA_x_TG и триглицеридите, што укажува дека проценетата важност на овие карактеристики зависи од применетиот метод на интерпретација. Истовремено, методите главно ги рангираа полот и семејната историја меѓу карактеристиките со пониска предиктивна важност (Табела 15).

Анализата на согласноста меѓу методите за интерпретабилност покажа многу силна, позитивна и статистички значајна согласност меѓу ODE-FI и SHAP ($p = 0,917$; $p = 0,001$). Согласноста меѓу пермутациската важност и ODE-FI беше послаба и статистички незначајна ($p = 0,383$; $p = 0,308$), како и согласноста меѓу пермутациската важност и SHAP ($p = 0,500$; $p = 0,170$). Овие резултати покажуваат дека ODE-FI и SHAP продуцирале значително послечно рангирање на карактеристиките (Табела 16).

Дополнителната проверка на генерализабилноста на предложената аналитичка рамка, спроведена со Pima Indians Diabetes Dataset, покажа стабилни предиктивни перформанси кај сите анализирани модели, со AUC-вредности во опсег од 0,799 до 0,833. MLP постигна највисок AUC (0,833) и F1-скор (0,645), додека LR имаше највисока точност (0,775). RF покажа најмала варијабилност на AUC ($SD = 0,020$), што укажува на стабилни перформанси низ поделбите на стратифицираната вкрстена валидација (Табела 19).

Анализата на важноста на карактеристиките во независниот податочен сет ја идентификуваше гликозата како доминантен предиктор, по која следуваа БМИ и возраста. Бројот на бремености и дијабетес-педигри функцијата имаа помало предиктивно влијание.

Иако Pima базата не ги содржи истите карактеристики како примарната клиничка кохорта, резултатите од двата податочни сета ја нагласуваат важноста на гликемиската регулација, дебелината и возраста во процената на ризикот од дијабетес (Табела 20).

Малку пониските предиктивни перформанси кај Pima базата може да се поврзат со помалиот број достапни клинички карактеристики и со отсуството на HbA1c, липидните биомаркери, интеракциските карактеристики и лонгитудиналните мерења. Сепак, идентификацијата на клинички релевантни фактори во независниот податочен сет обезбедува дополнителна поддршка за робусноста и преносливоста на предложената аналитичка рамка надвор од примарната студиска кохорта.

Целокупните резултати го издвојуваат HbA1c како главен, стабилен и во голема мера модел-независен предиктор. Холестеролот, триглицеридите и интеракцијата HTA_x_TG имаа дополнителна предиктивна улога, додека важноста на возраста и другите клинички и демографски карактеристики повеќе зависеа од применетиот модел и методот на интерпретација. Резултатите од Pima Indians Diabetes Dataset дополнително ја поддржаа применливоста на предложената рамка, при што гликозата, БМИ и возраста се издвоија како водечки предиктори.

Практичната вредност на истражувањето се огледа во интеграцијата на нутритивната процена, индивидуализираното советување, математичкото моделирање и анализата базирана на машинско учење во единствен и сеопфатен пристап. Ваквиот пристап може да придонесе за подобро препознавање на пациентите со зголемен ризик, попрецизно следење на нивната здравствена состојба и развој на персонализирани нутритивни и терапевтски препораки.

Врз основа на добиените резултати може да се заклучи дека интегрираниот пристап, кој вклучува нутритивно советување, индивидуализирани режими на исхрана, клиничко следење и примена на интерпретабилни модели на машинско учење, претставува ветувачка стратегија за подобрување на контролата и управувањето со дијабетес мелитус тип 2. Дополнителната проверка со независниот Pima податочен сет ја поддржува пошироката применливост на аналитичката рамка, но нејзината клиничка ефикасност треба дополнително да се потврди со проспективни истражувања.

Идните истражувања треба да опфатат поголеми и демографски податоци, подолги периоди на следење и проспективна валидација во реални клинички услови. Дополнително, потребно е вклучување нови биомаркери и современи технологии за следење, со цел понатамошно унапредување на предиктивните модели и нивната примена во персонализираната медицина.

8. НАУЧЕН ПРИДОНЕС НА ДИСЕРТАЦИЈАТА

Научниот придонес на оваа докторска дисертација се состои во интегрирањето на нутриционизмот, клиничката дијабетологија и современите методи на вештачка интелигенција во единствен аналитички и интерпретабилен пристап за проценка на ризикот кај пациенти со дијабетес мелитус тип 2.

Во рамките на истражувањето се реализирани следните оригинални научни придонеси:

1. Развиен и применет е структуриран прашалник од 61 прашање за проценка на навиките во исхраната, животниот стил и здравствената состојба кај пациентите со дијабетес мелитус тип 2 пред започнување на нутритивното советување.
2. Извршена е нутритивна анализа на 200 пациенти со дијабетес мелитус тип 2, при што се идентификувани клучните нутритивни, бихевиорални и социодемографски фактори поврзани со контролата на болеста.
3. Стандардниот режим на исхрана кој се применува во Клиничкиот центар за дебелина и дијабетес е модифициран и унапреден од наша страна преку воведување поздрави нутритивни алтернативи, вклучувајќи замена на путерот и мајонезот со функционални намази, замена на џемот со ограничени количини природен мед и свежо овошје, како и препорака за употреба на кефир како ферментиран млечен производ со потенцијални здравствени придобивки.
4. За потребите на дисертацијата е изработен модел за математичко оптимизирање на режимот на исхрана со примена на симплекс (Simplex) методот, при што е извршена пресметка на енергетската вредност, макронутритивниот состав и лебните единици за пациентите со дијабетес мелитус тип 2.
5. Развиена е интерпретабилна рамка за идентификација, рангирање и избор на највлијателните предиктори на ризик кај пациентите со дијабетес мелитус тип 2, базирана на анализа на чувствителност, конечни разлики и споредба на повеќе методи за проценка на важноста на карактеристиките. Предложената рамка овозможува систематска евалуација и избор на најрелевантните биомаркери за клиничка интерпретација и поддршка при донесување одлуки. Воведена е нова унифицирана интерпретабилна рамка преку Consensus Interpretability Score (CIS), која ги интегрира резултатите од ODE-FI, SHAP и Permutation Importance во единствен консензусен индекс.

6. Идентификувани се HbA1c, BMI, триглицеридите, вкупниот холестерол и хипертензијата како најстабилни и најробусни предиктори на дијабетес мелитус тип 2 преку примена на повеќе модели на машинско учење и методи за интерпретабилност.
7. Предложена е нова алгоритамска рамка за робусна селекција на карактеристики која истовремено ги зема предвид важноста, стабилноста и согласноста на предикторите низ различни модели на машинско учење.

КОРИСТЕНА ЛИТЕРАТУРА

- [1]. Abelson R. New York: The New York Times; 2010. An insurer's new approach to diabetes; p. 14. <https://www.nytimes.com/2010/04/14/business/14insure.html>
- [2]. American Diabetes Association. (2026). *American Diabetes Association releases Standards of Care in Diabetes—2026* (Press release, December 8, 2025). <https://diabetes.org/newsroom/press-releases/american-diabetes-association-releases-standards-care-diabetes-2026> Accessed January 2026.
- a. American Diabetes Association. Lifestyle management. Sec. 4. In: Standards of Medical Care in Diabetes—2017. *Diabetes Care* 2017; 40(suppl 1):S33–S43.
- [3]. American Diabetes Association. Obesity management for the treatment of type 2 diabetes. Sec. 6. In: Standards of Medical Care in Diabetes—2016. *Diabetes Care* 2016; 39(suppl 1):S47–S51.
- [4]. American Diabetes Association. Standards of medical care in diabetes-2010. *Diabetes Care*. 2010;33(suppl 1):S11–61.
- [5]. American Diabetes Association: Evidence-based nutrition principles and recommendations for the treatment and prevention of diabetes and related complications (Position Statement) *Diabetes Care*. 2003;26(Suppl 1):S51–61.
- [6]. Amilo, D., Sadri, K., Hincal, E., Farman, M., Nisar, K. S., & Hafez, M. (2025) An integrated machine learning and fractional calculus approach to predicting diabetes risk in women. *Healthcare Analytics*, 8, 100402. <https://doi.org/10.1016/j.health.2025.100402>
- [7]. Antoska Knights, V.; Millaku J. Three-factor experimental design as a tool in applied statistics. *Int J Stat Appl Math* 2023;8(1):46-49. DOI: 10.22271/math.2023.v8.i1a.929
- [8]. Antoska-Knights, V., Simovska, V., Damjanovski, D., Uzunoska, Z., Kaleska, T., & Blazevska, T. (2016). *Comparison of the body mass (BMI), hemoglobin, erythrocytes and blood pressure in children included and not included in additional physical activity*. *International Journal of Scientific and Professional Issues in Physical Education and Sport*.
- [9]. Aoki Y, Onzuka M. Glycemic variations after ingestion of different carbohydrate-containing foods assessed by continuous glucose monitoring in healthy and diabetic individuals in daily life. *Diabetes Res Open J*. 2015; 1(2):41-47
- [10]. Ayoob, F. (2024). An optimization tool to formulate diets within program guidelines. *Nutrition Modelling Letters*. <http://doi.org/10.1016/j.cdnut.2024.104409>
- [11]. Bansal, N. (2015). Prediabetes diagnosis and treatment: A review. *World Journal of Diabetes*, 6(2), 296–303. <http://doi.org/10.4239/wjd.v6.i2.296>
- [12]. Barbagallo, M., & Dominguez, L. J. (2015). Magnesium and type 2 diabetes. *World Journal of Diabetes*, 6(10), 1152–1157. <https://doi.org/10.4239/wjd.v6.i10.1152>
- [13]. Barnard ND, Scialli AR, Turner-McGrievy G, Lanou AJ, Glass J. The effects of a lowfat, plant-based dietary intervention on body weight, metabolism, and insulin sensitivity. *Am J Med*. 2005;118:991–7
- [14]. Barrea, L., Vetrani, C., Caprio, M., El Ghoch, M., Frias-Toral, E., Mehta, R. J., ... Pazderska, A. (2021). Nutritional management of type 2 diabetes in subjects with obesity: An international guideline for clinical practice. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 63, 2873–2885. <https://doi.org/10.1080/10408398.2021.1980766>
- [15]. Batrakoulis A, Athanasios Z. Jamurtas and Ioannis G. Fatouros Exercise and Type II Diabetes Mellitus: A BriefGuide for ExerciseProfessionals, December 2022, DOI:10.1519/SSC.0000000000000731
- [16]. Beam, A.L.; Kohane, I.S. Big Data and Machine Learning in Health Care. *JAMA* 2018, 319, 1317–1318. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.18391>

- [17]. Bell, K., et al. (2020). A position statement on screening and management of prediabetes in adults in primary care in Australia. *Diabetes Research and Clinical Practice*, 164, 108188.
- [18]. Bell, Kate, et al. 2020. "A Position Statement on Screening and Management of Prediabetes in Adults in Primary Care in Australia." *Diabetes Research and Clinical Practice* 164: 108188.
- [19]. Betoret, E., Betoret, N., Vidal, D., & Fito, P. (2011). Functional foods development: Trends and technologies. *Trends in Food Science & Technology*, 22(9), 498–508.
- [20]. Bigliardi, B., & Galati, F. (2013). Innovation trends in the food industry: The case of functional foods. *Trends in Food Science & Technology*, 31(2), 118–129.
- [21]. Breiman, L. Random forests. *Mach. Learn.* 2001, 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- [22]. Briend, A., Ferguson, E., & Darmon, N. (2003). Linear programming: A mathematical tool for analyzing and developing food-based dietary guidelines. *Journal of Pediatric Gastroenterology and Nutrition*, 36(1), 12–22.
- [23]. Brown, F. M., Bruemmer, D., Collins, B. S., Hilliard, M. E., Isaacs, D., Johnson, E. L., ... Lyons, S. K. (2023). Facilitating positive health behaviors and well-being to improve health outcomes: Standards of care in diabetes—2023. *Diabetes Care*, 46, S68–S96. <https://doi.org/10.2337/dc23-S005>
- [24]. Care, D., Suppl, S. S., Brown, F. M., Bruemmer, D., Collins, B. S., Hilliard, M. E., ... Khunti, K. (2023). Obesity and weight management for the prevention and treatment of type 2 diabetes: Standards of care in diabetes—2023. *Diabetes Care*, 46, S128–S139. <https://doi.org/10.2337/dc23-S008>
- [25]. Caron Golden Scales, Apps, and Other Helpful Tools to Stay on Track with Portion Control June 28, 2022 <https://diabetesfoodhub.org/blog/scales-apps-and-other-helpful-tools-stay-track-portion-control>
- [26]. Chan, H.T.J.; Veas, E. Importance estimate of features via analysis of their weight and gradient profile. *Sci. Rep.* 2024, 14, 23532. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-23532-x>
- [27]. Chang J, Kashyap SR. The protein-sparing modified fast for obese patients with type 2 diabetes: what to expect. *Cleve Clin J Med* 2014; 81:557–565
- [28]. Choi, B.G.; Rha, S.W.; Kim, S.W.; Kang, J.H.; Park, J.Y.; Noh, Y.K. Machine Learning for the Prediction of New-Onset Diabetes Mellitus during 5-Year Follow-up in Non-Diabetic Patients with Cardiovascular Risks. *Yonsei Med J.* 2019, 60, 191–199. <https://doi.org/10.3349/ymj.2019.60.2.191>
- [29]. Churuangsu, C., Hall, J., Reynolds, A., Griffin, S. J., Combet, E., & Lean, M. E. J. (2022). Diets for weight management in adults with type 2 diabetes: An umbrella review. *Diabetologia*, 65(1), 14–36. <https://doi.org/10.1007/s00125-021-05577-2>
- [30]. Cichoń, M.; Cichoń, K. On Mathematical Models Based on Delay Differential Equations in Epidemiology. *Appl. Sci.* 2025, 15, 10267. <https://doi.org/10.3390/app151810267>
- [31]. Cleveland Clinic Journal of Medicine, 2017 July; 84(suppl 1); S4–C14
- [32]. Dantzig, G. B. (1963). *Linear Programming and Extensions*. Princeton University Press.
- [33]. Darmon, N., Ferguson, E., & Briend, A. (2002). Linear and nonlinear programming to optimize the nutrient adequacy of diets: Applications in developing countries. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 75(6), 978–986.
- [34]. David S H Bell Metformin-induced vitamin B12 deficiency can cause or worsen distal symmetrical, autonomic and cardiac neuropathy in the patient with diabetes DOI: [10.1111/dom.14734](https://doi.org/10.1111/dom.14734)
- [35]. Dawczynski, C., Cullen, P. M., Schlattmann, P., & Lorkowski, S. (2021). A study protocol of a randomized trial evaluating the effect of using defined menu plans within an

intensive personal nutritional counseling program on cardiovascular risk factors: The MoKaRi (modulation of cardiovascular risk factors) trial. *Contemporary Clinical Trials Communications*, 22, 100761.

- [36]. Del-Ponte, B., Callo Quinte, G., Cruz, S., Grellert, M., & Santos, I. S. (2019). Dietary patterns and attention deficit/hyperactivity disorder (ADHD): A systematic review and meta-analysis. *Journal of Affective Disorders*, 252, 160–173. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2019.04.061> PubMed
- [37]. Devajit M, and Kumar – Mohajan H. 2023. “Prevention and Management Strategies of Pre-Diabetes.” *Fundamental Management Studies* 10 (4). <https://doi.org/10.56397/FMS.2023.10.04>.
- [38]. Donkor, L. (2023). A systematic review of linear programming techniques for diet optimisation. *Journal of Nutrition Modelling*, Article ID 1271115.
- [39]. Doshi-Velez, F.; Kim, B. Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv 2017, arXiv:1702.08608. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
- [40]. Eckel, R. H., Jakicic, J. M., Ard, J. D., de Jesus, J. M., Houston Miller, N., Hubbard, V. S., ... Loria, C. M. (2014). 2013 AHA/ACC guideline on lifestyle management to reduce cardiovascular risk. *Circulation*, 129(Suppl. 2), S76–S99.
- [41]. Effatpanah, M., Rezaei, M., Effatpanah, H., et al. (2019). Magnesium status and attention deficit hyperactivity disorder (ADHD): A meta-analysis. *Psychiatry Research*, 274, 228–234. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30807974/> (Accessed 7 September 2025). PubMed
- [42]. Elly Mertens, Junior Ocira, Diana Sagastume, Maria Salve Vasquez, Stefanie Vandevijvere & José L. Peñalvo The future burden of type 2 diabetes in Belgium: a microsimulation model, 23 April 2024 https://pophealthmetrics.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12963-024-00328-y?utm_source=chatgpt.com
- [43]. Evert, A. B., Dennison, M., Gardner, C. D., Garvey, W. T., Lau, K. H. K., MacLeod, J., ... Uelmen, S. (2019). Nutrition therapy for adults with diabetes or prediabetes: A consensus report. *Diabetes Care*, 42(5), 731–754. <https://doi.org/10.2337/dci19-0014> Accessed January 2026.
- [44]. Ferguson, E. L., Darmon, N., Fahmida, U., Fitriyanti, S., Harper, T. B., & Premachandra, I. M. (2006). Design of optimal food-based complementary feeding recommendations using linear programming. *The Journal of Nutrition*, 136(9), 2399–2404. <https://doi.org/10.1093/jn/136.9.2399>
- [45]. Fiolet, T., Srour, B., Sellem, L., Kesse-Guyot, E., Allès, B., Méjean, C., ... Hercberg, S. (2018). Consumption of ultra-processed foods and cancer risk. *BMJ*, 360, k322. <https://doi.org/10.1136/bmj.k322>
- [46]. Fisher, A.; Rudin, C.; Dominici, F. All models are wrong, but many are useful: Learning a variable’s importance. *J. Mach. Learn. Res.* 2019, 20, 1–81. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.01489>
- [47]. Fried M, Yumuk V, Oppert JM, Scopinaro N, Torres AJ, Weiner R, Yashkov Y, Frühbeck G, European Association for the Study of Obesity. International Federation for the Surgery of Obesity - European Chapter Interdisciplinary European guidelines on metabolic and bariatric surgery. *Obes Facts*. 2013;6:449–468. 19. https://diabetesjournals.org/care/article/46/Supplement_1/S128/148043/8-Obesity-and-Weight-Management-for-the-Prevention
- [48]. Frühbeck G, Toplak H, Woodward E, Yumuk V, Maislos M, Oppert JM, Executive Committee of the European Association for the Study of Obesity Obesity: the gateway to ill health - an EASO position statement on a rising public health, clinical and scientific

- [49]. Guasch-Ferré, M., Becerra-Tomás, N., Ruiz-Canela, M., Corella, D., Schröder, H., Estruch, R., ... Ros, E. (2017). Dietary fat intake and risk of type 2 diabetes mellitus. *American Journal of Clinical Nutrition*, 105, 723–735.
- [50]. Guyon, I.; Elisseeff, A. An introduction to variable and feature selection. *J. Mach. Learn. Res.* 2003, 3, 1157–1182.
- [51]. Hall, K. D., Ayuketah, A., Brychta, R., Cai, H., Cassimatis, T., Chen, K. Y., ... Courville, A. (2019). Ultra-processed diets cause excess calorie intake and weight gain. *Cell Metabolism*, 30, 67–77.e3.
- [52]. Händel, M. N., Rohde, J. F., Rimestad, M. L., Bandak, E., Birkefoss, K., Tendal, B., Lemcke, S., & Callesen, H. E. (2021). Efficacy and safety of polyunsaturated fatty acids supplementation in the treatment of ADHD in children and adolescents: A systematic review and meta-analysis of clinical trials. *Nutrients*, 13(4), 1226. <https://doi.org/10.3390/nu13041226> (Accessed 7 September 2025). [PMC](#)
- [53]. Haniah A., Yousaf Sh., Samina M, Asghar – Naqvi R, Khan A., and Rizwan S. 2025. “Non-High-Density Lipoprotein Cholesterol: A Marker of Cardiovascular Disease in Type-2 Diabetes Mellitus.” *Pakistan Journal of Pathology* 36 (1). <https://doi.org/10.55629/pakipathol.v36i1.843>
- [54]. Hastie, T.; Tibshirani, R.; Friedman, J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, 2nd ed.; Springer: New York, NY, USA, 2009.
- [55]. Heather Grey and Rachael Link, MS, RD The Best Type 2 Diabetes Diet For You 7 Things to Consider, 2021 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.14915>
- [56]. <https://www.everydayhealth.com/type-2-diabetes/guide/risk-factors/>
- [57]. <https://www.hindawi.com/journals/ije/2023/6009414/>
- [58]. <https://www.mayoclinic.org/>
- [59]. <https://www.nhs.uk/live-well/healthy-weight/bmi-calculator/>
- [60]. https://www.who.int/health-topics/obesity#tab=tab_1_2.
- [61]. Hu FB. Dietary fat and meat intake in relation to risk of type 2 diabetes in men. *Diabetes Care*. 2002;25:417–24.
- [62]. Hu T, Mills KT, Yao L, et al. Effects of low-carbohydrate diets versus low-fat diets on metabolic risk factors: a meta-analysis of randomized controlled clinical trials. *Am J Epidemiol* 2012; 176(suppl 7):S44–S54. 41. Feb. 16, 2018 / *Diabetes & Endocrinology / Research* Diabetes with Obesity—Is There an Ideal Diet?
- [63]. Hua NW, Stoohs RA, Facchini FS. Low iron status and enhanced insulin sensitivity in lacto-ovo vegetarians. *Br J Nutr*. 2001;86:515–9.
- [64]. IDF (International Diabetes Federation). 2015. *IDF Diabetes Atlas*, 7th ed. Brussels: International Diabetes Federation. https://diabetesatlas.org/idfawp/resource-files/2012/07/IDF_diabetes_atlas_eventh_edition_en.pdf.
- [65]. IDF (International Diabetes Federation). 2015. *IDF Diabetes Atlas*, 7th ed. Brussels: International Diabetes Federation. https://diabetesatlas.org/idfawp/resource-files/2012/07/IDF_diabetes_atlas_eventh_edition_en.pdf.
- [66]. IDF. 2024. “What We Do – Education.” International Diabetes Federation. <https://idf.org/what-we-do/education/>.
- [67]. IDF. 2025. *IDF Diabetes Atlas*, 11th ed. Brussels: International Diabetes Federation.
- [68]. Iizuka, K., & Yabe, D. (2023). Dietary and nutritional guidelines for diabetes. *Nutrients*, 15, 4314. <https://doi.org/10.3390/nu15204314>
- [69]. International Diabetes Federation (IDF). (2015). *IDF Diabetes Atlas* (7th ed.). Brussels: International Diabetes Federation. [files/2012/07/IDF_diabetes_atlas_eventh_edition_en.pdf](https://diabetesatlas.org/idfawp/resource-files/2012/07/IDF_diabetes_atlas_eventh_edition_en.pdf) <https://diabetesatlas.org/idfawp/resource>

- [70]. International Diabetes Federation (IDF). (2024). What we do – education. <https://idf.org/what-we-do/education/> International Diabetes Federation (IDF). (2025). IDF Diabetes Atlas (11th ed.). Brussels: International Diabetes Federation. Intelligence
- [71]. International Diabetes Federation. IDF Diabetes Atlas, 10th ed.; International Diabetes Federation: Brussels, Belgium, 2021. Available online: <https://diabetesatlas.org/resources/idf-diabetes-atlas-2025/> (accessed on 7th January 2026)
- [72]. J. Ybarra, A. Golay Link between obesity and type 2 diabetes, 2006 doi:10.1016/j.beem.2005.07.010
- [73]. Jayawardena, R., Ranasinghe, P., Galappaththy, P., Malkanthi, R., Constantine, G., & Katulanda, P. (2012). Effects of zinc supplementation on diabetes mellitus. *Diabetology & Metabolic Syndrome*, 4, 13.
- [74]. Jędrusek-Golińska, A., et al. (2020). Recent progress in the use of functional foods for older adults. *Nutrients*, 12(11), 3480.
- [75]. Jenkins, D. J. A., Jones, P. J. H., Abdullah, M. M., et al. (2022). Low-carbohydrate vegan diets in diabetes. *American Journal of Clinical Nutrition*, 116(5), 1240–1250.
- [76]. Jiang, L.; Xia, Z.; Zhu, R.; Gong, H.; Wang, J.; Li, J.; Wang, L. Diabetes Risk Prediction Model Based on Community Follow-Up Data Using Machine Learning. *Prev. Med. Rep.* 2023, 35, 102358. <https://doi.org/10.1016/j.pmedr.2023.102358>
- [77]. Jill A Kanaley, Sheri R Colberg, Matthew H Corcoran, Steven K Malin , Nancy R Rodriguez, Carlos J Crespo, John P Kirwan, Juleen R Zierath Exercise/Physical Activity in Individuals with Type 2 Diabetes: A Consensus Statement from the American College of Sports Medicine, 2022 Feb 1;54(2):353–368 doi:10.1249/MSS.0000000000002800
- [78]. Joy V. Nolte Fong, Derek Miketinas, Linda W. Moore Duc T. Nguyen, Edward A. Graviss, Nadim Ajami, Mindy A. Patterson Mindy A. Patterson Precision Nutrition Model Predicts Glucose Control of Overweight Females Following the Consumption of Potatoes High in Resistant Starch Nutrients 2022, 14(2), 268; <https://doi.org/10.3390/nu14020268> https://www.mdpi.com/2072-6643/14/2/268?utm_source=chatgpt.com
- [79]. Juul, F., Parekh, N., Martinez-Steele, E., Monteiro, C. A., & Chang, V. W. (2022). Ultra-processed food consumption among US adults. *American Journal of Clinical Nutrition*, 115, 211–221.
- [80]. Katsimpris A., Brahim A, Rathmann W, Peters A, Strauch K, Flaquer K., Prediction of type 2 diabetes mellitus based on nutrition data J Nutr Sci. 2021 Jun 21;10:e46. doi: 10.1017/jns.2021.36 https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8223171/?utm_source=chatgpt.com
- [81]. Katsumi Iizuka, Daisuke Yabe, 2023, Dietary and Nutritional Guidelines for People with Diabetes <https://doi.org/10.3390/nu15204314>
- [82]. Kavakiotis, I.; Tsave, O.; Salifoglou, A.; Maglaveras, N.; Vlahavas, I.; Chouvarda, I. Machine learning and data mining methods in diabetes research. *Comput. Struct. Biotechnol. J.* 2017, 15, 104–116. <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2016.12.005>
- [83]. Kendall A, Levitsky DA, Strupp BJ, Lissner L. Weight loss on a low-fat diet: Consequence of the imprecision of the control of food intake in humans. *Am J Clin Nutr.* 1991;53:1124–9.
- [84]. Khalil, H.K. Nonlinear Systems, 3rd ed.; Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2002. Available online: <https://dl.icdst.org/pdfs/files3/d83d2dc7280085b61da330c9a8ff5e13.pdf> (accessed on 22nd December 2025)
- [85]. Khan, S., & Shah, Z. (2025). Artificial intelligence–based diabetes risk prediction from longitudinal DXA bone measurements. *Scientific Reports*, 15, 25706. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10136-5>

- [86]. Khan, S., & Shah, Z. (2025). Artificial intelligence–based diabetes risk prediction from longitudinal DXA bone measurements. *Scientific Reports*, 15, 25706. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10136-5>
- [87]. Khoshaim, A. B. (2021). A linear programming optimization model for a healthy, budget-based diet. *RBFS*, 12(1).
- [88]. Kirk JK, Graves DE, Craven TE, Lipkin EW, Austin M, Margolis KL. Restricted-carbohydrate diets in patients with type 2 diabetes: a meta-analysis. *J Am Diet Assoc* 2008; 108:91–100.
- [89]. Kleges RC, Kleges LM, Haddock CK, Eck LH. A longitudinal analysis of the impact of dietary intake and physical activity on weight change in adults. *Am J Clin Nutr*. 1992;55:818–22.
- [90]. Knights V. and Gavriloska E. 2024. “Machine Learning Techniques for Modelling and Predicting the Influence of Kefir in a Low-Protein Diet on Kidney Function.” *Medical Research Archives* 12 (7). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i7.5631>.
- [91]. Knights V., and Millaku J. 2023. “Three-Factor Experimental Design as a Tool in Applied Statistics.” *International Journal of Statistics and Applied Mathematics* 8 (1): 46–49. <https://doi.org/10.22271/maths.2023.v8.i1a.929>.
- [92]. Knights V., and Prchkovska M. 2024. “From Equations to Predictions: Understanding the Mathematics and Machine Learning of Multiple Linear Regression.” *Journal of Mathematical & Computer Applications* SRC/JMCA-168. [https://doi.org/10.47363/JMCA/2024\(3\)137](https://doi.org/10.47363/JMCA/2024(3)137).
- [93]. Knights V., Blazevska T., Markovic G., and Kljusurić J. 2024a. “Mathematical Analysis of Statistical Design of Experiment and Machine Learning Methods in Identifying Factors Influencing Obesity.” *Medical Research Archives* 12 (9). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i9.5790>.
- [94]. Knights V., Kolak M., Markovikj G., and Gajdoš – Kljusurić J. 2023. “Modeling and Optimization with Artificial Intelligence in Nutrition.” *Applied Sciences* 13 (13): 7835. <https://doi.org/10.3390/app13137835>.
- [95]. Knights, V, Kolak M., Markovikj G, and Gajdoš – Kljusurić J. 2023. “Modeling and Optimization with Artificial Intelligence in Nutrition.” *Applied Sciences* 13 (13): 7835. <https://doi.org/10.3390/app13137835>.
- [96]. Knights, V. A., Kolak, M., Markovikj, G., & Gajdoš Kljusurić, J. (2023). Modeling and optimization with artificial intelligence in nutrition. *Applied Sciences*, 13(13), 7835. <https://doi.org/10.3390/app13137835>
- [97]. Knights, V., & Gavriloska, E. (2024). Machine learning techniques for modelling and predicting the influence of kefir on kidney function. *Medical Research Archives*, 12(7). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i7.5631>
- [98]. Knights, V., & Gavriloska, E. (2024). Machine learning techniques for modelling and predicting the influence of kefir in a low-protein diet on kidney function. *Medical Research Archives*, 12(7). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i7.5631>
- [99]. Knights, V., & Millaku, J. (2023). Three-factor experimental design as a tool in applied statistics. *International Journal of Statistics and Applied Mathematics*, 8(1), 46–49. <https://doi.org/10.22271/maths.2023.v8.i1a.929>
- [100]. Knights, V., & Prchkovska, M. (2024). From equations to predictions: Understanding the mathematics and machine learning of multiple linear regression. *Journal of Mathematical & Computer Applications*, SRC/JMCA-168. [https://doi.org/10.47363/JMCA/2024\(3\)137](https://doi.org/10.47363/JMCA/2024(3)137)
- [101]. Knights, V., Blazevska, T., Markovic, G., & Gajdoš Kljusurić, J. (2024a). Mathematical analysis of statistical design of experiment and machine learning methods in identifying factors influencing obesity. *Medical Research Archives*, 12(9). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i9.5790>

- [102]. Knights, V., Blazevska, T., Markovic, G., & Kljusurić, J. (2024). Mathematical Analysis of Statistical Design of Experiment and Machine Learning Methods in Identifying Factors Influencing Obesity. *Medical Research Archives*, 12(9). doi:10.18103/mra.v12i9.5790
- [103]. Knights, V., Kolak, M., Markovikj, G., & Gajdoš Kljusurić, J. (2023). Modeling and optimization with artificial in <https://doi.org/10.3390/app13137835> nutrition. *Applied Sciences*, 13(13), 7835. Knights, V., Blazevska, T., Markovic, G., & Kljusurić, J. (2024a). Mathematical analysis of statistical design of experiment and machine learning methods in identifying factors influencing obesity. *Medical Research Archives*, 12(9). <https://doi.org/10.18103/mra.v12i9.5790>
- [104]. Knights, V., Kolak, M., Markovikj, G., & Gajdoš Kljusurić, J. (2023). Modeling and Optimization with Artificial Intelligence in Nutrition. *Applied Sciences*, 13(13), 7835. <https://doi.org/10.3390/app13137835>
- [105]. Knights, V.; Blazevska, T.; Markovic, G.; Gajdoš Kljusurić, J.. Mathematical Analysis of Statistical Design of Experiment and Machine Learning Methods in Identifying Factors Influencing Obesity. *Medical Research Archives*, 2024, 12, 9. <https://doi.org/10.18103/mra.v12i9.5790>
- [106]. Knights, V.; Kolak, M.; Markovikj, G.; Gajdoš Kljusurić, J. Modeling and Optimization with Artificial Intelligence in Nutrition. *Appl. Sci.* 2023, 13, 7835. <https://doi.org/10.3390/app13137835>
- [107]. Knights, V.; Prchkovska, M. From Equations to Predictions: Understanding the Mathematics and Machine Learning of Multiple Linear Regression. *J. Math. Comput. Applications*. SRC/JMCA 2024, 3, 1–8. [Google Scholar] [CrossRef]
- [108]. Knights, V.A.; Mazlami, V. Applied Mathematical Techniques and Machine Learning for Identifying Predictors of Type 2 Diabetes. *J. Nat. Sci. Math. UT* 2025, 10, 89–99. <https://doi.org/10.62792/ut.jnsm.v10.i19-20.p3096>
- [109]. Knights, V.A.; Mazlami, V. Applied Mathematical Techniques and Machine Learning for Identifying Predictors of Type 2 Diabetes. *J. Nat. Sci. Math. UT* 2025, 10, 89–99. <https://doi.org/10.62792/ut.jnsm.v10.i19-20.p3096>
- [110]. Koenen, M. F., et al. (2022). Bi-objective goal programming in diet optimization: Balancing cost vs nutrient adequacy. *Food & Nutrition Research*.
- [111]. Koroušić Seljak, B. (2009). Computer-based dietary menu planning. *Journal of Food Composition and Analysis*, 22(4), 414–420.
- [112]. Kostensalo, J., Silvennoinen, K., Kettunen, M., & Lampi, V. (2025). Optimal design of national food waste monitoring for the food service sector. *Journal of Cleaner Production*, 517, 145889.
- [113]. Krishnan, S., Rosenberg, L., Singer, M., Hu, F. B., Djoussé, L., Cupples, L. A., & Palmer, J. R. 2007. Glycemic index, glycemic load, and cereal fiber intake and risk of type 2 diabetes in US black women. *Archives of Internal Medicine*, 167(21), 2304-2309.
- [114]. Li, X., Shi, Y., Wei, D., Ni, W., Zhu, N., & Yan, X. (2023). Impact of a high dietary fiber cereal meal intervention on body weight, adipose distribution, and cardiovascular risk among individuals with type 2 diabetes. *Frontiers in Endocrinology*, 14, 1283626. <https://doi.org/10.3389/fendo.2023.1283626>
- [115]. Li, Xiaomei, Yuwei Shi, Dongwei Wei, Wenlong Ni, Nan Zhu, and Xiaolong Yan. 2023. "Impact of a High Dietary Fiber Cereal Meal Intervention on Body Weight, Adipose Distribution, and Cardiovascular Risk among Individuals with Type 2 Diabetes." *Frontiers in Endocrinology* 14: 1283626. <https://doi.org/10.3389/fendo.2023.1283626>.
- [116]. Lim, H. M., Park, J. E., Choi, Y. J., Huh, K. B., & Kim, W. Y. 2009. Individualized diabetes nutrition education improves compliance with diet prescription. *Nutrition Research and Practice*, 3(4), 315-322.

- [117]. Linda M Delahanty, MS, RD Patient education: Type 2 diabetes and diet (Beyond the Basics), 2023
- [118]. Luis Fregoso-Aparicio, Julieta Noguez, Luis Montesinos & José A. García-García Diabetology & Metabolic Syndrome Machine learning and deep learning predictive models for type 2 diabetes: a systematic review, 20 December 2021 https://dmsjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13098-021-00767-9?utm_source=chatgpt.com
- [119]. Lundberg, S.M.; Lee, S.-I. A unified approach to interpreting model predictions. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 2017, 30, 4765–4774. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>
- [120]. Manzini, E., Vlachos, B., Franch-Nadal, J., Escudero, J., Génova, A., Reixach, E., Andrés, E., Pizarro, I., Mauricio, D., & Perera-Lluna, A. (2025). A deep attention-based encoder for the prediction of type 2 diabetes longitudinal outcomes from routinely collected health care data. *Expert Systems with Applications*, 274, 126876. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126876>
- [121]. Marion L Vetter 1, Anastassia Amaro, Sheri Volger Nutritional management of type 2 diabetes mellitus and obesity and pharmacologic therapies to facilitate weight loss doi: 10.3810/pgm.2014.01.2734.
- [122]. Markovikj, G., & Knights, V. (2022). Model of optimization of sustainable diet indicators. *Journal of Hygienic Engineering and Design*, 39, 169–175.
- [123]. Markovikj, G., & Knights, V. (2022). Model of optimization of the sustainable diet indicators. *Journal of Hygienic Engineering and Design*, 39, 169–175. Markovikj, G., Knights, V., & Gajdoš Kljusurić, J. (2023). Ketogenic diet applied in weight reduction of overweight and obese individuals with progress prediction by use of the modified Wishnofsky equation. *Nutrients*, 15(4), 927. <https://doi.org/10.3390/nu15040927>
- [124]. Markovikj, G., Knights, V., & Kljusurić, J. G. (2023). Ketogenic Diet Applied in Weight Reduction of Overweight and Obese Individuals with Progress Prediction by Use of the Modified Wishnofsky Equation. *Nutrients*, 15(4), 927. <https://doi.org/10.3390/nu15040927>
- [125]. Markovikj, G.; Knights, V. Model of Optimization of the Sustainable Diet Indicators. *J. Hyg. Eng. Des.* 2022, 39, 113–120. <https://keypublishing.org/jhed/wp-content/uploads/2022/09/13.-JHED-Volume-39-Full-paper-Gordana-Markovikj.pdf>
- [126]. Markovikj, Gordana, and Vesna Knights. 2022. “Model of Optimization of the Sustainable Diet Indicators.” *Journal of Hygienic Engineering and Design* 39: 169–175.
- [127]. Markovikj, Gordana, Vesna Knights, and Jasenka Gajdoš Kljusurić. 2023. “Ketogenic Diet Applied in Weight Reduction of Overweight and Obese Individuals with Progress Prediction by Use of the Modified Wishnofsky Equation.” *Nutrients* 15 (4): 927. <https://doi.org/10.3390/nu15040927>.
- [128]. Marques, C. G., Alves, R. T., Lee, C. J. Y. P., & dos Santos Quaresma, M. V. L. 2019. Efeito do consumo de Kefir sobre parâmetros bioquímicos relacionados ao Diabetes Mellitus: uma revisão de literatura. *Revista Eletrônica Acervo Saúde*, 19, e214-e214.
- [129]. Marume, A., Chidoko, E., & Chirenda, J. (2025). Dietary interventions and glycaemic control in type 2 diabetes. *Journal of Public Health in Africa*, 16(1).
- [130]. Marx, N., Federici, M., Schütt, K., Müller-Wieland, D., Ajjan, R. A., Antunes, M. J., et al. (2023). 2023 ESC guidelines for cardiovascular disease in diabetes. *European Heart Journal*, 44, 4043–4140.
- [131]. Migala J. What Is a Type 2 Diabetes Friendly Diet? A Complete Guide, 2021
- [132]. Miow, Y. X., Mok, W. K. H., Gan, W. Y., Lim, P. Y., Appannah, G., & Adznam, S. N. ‘A.’ (2025). The use of linear programming approach in diet optimization among children under five: a scoping review. *BMC Public Health*, 25(1), 1279. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-22414-y>

- [133]. Mohajan, D., and Kumar Mohajan H. 2023. "Prevention and Management Strategies of Pre-Diabetes." *Fundamental Management Studies* 10 (4). <https://doi.org/10.56397/FMS.2023.10.04>.
- [134]. Mokhtari-Moghadam, A., Pourhejazy, P., Yang, X., & Salhi, A. (2025). Multi-echelon open location-routing problem with time window and mixed last-mile delivery for optimizing food supply chains. *Cleaner Logistics and Supply Chain*, 17, 100266.
- [135]. Molnar, C. Interpretable Machine Learning, 2nd ed.; Lulu.com, 2022.
- [136]. Morris, S.F., & Wylie-Rosett, J., 2010. Medical Nutrition Therapy: A Key to Diabetes Management and Prevention. *Clinical Diabetes*, 28(1), pp.12–18
- [137]. Moskowitz, H. R., Saguy, I. S., & Straus, T. (2009). *An Integrated Approach to New Food Product Development*. CRC Press/Taylor & Francis.
- [138]. Muscogiuri, G., Barrea, L., Caprio, M., Ceriani, F., Chavez, A. O., El Ghoch, M., et al. (2022). Nutritional guidelines for insulin resistance. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 62, 6947–6960.
- [139]. National Institute of Diabetes and Digestive and Kidney Diseases (NIDDK). 2024. "Preventing Heart Disease and Stroke." <https://www.niddk.nih.gov/health-information/diabetes/overview/preventing-problems/heart-disease-stroke>.
- [140]. Oh, S. Predictive case-based feature importance and interaction. *Inf. Sci.* 2022, 593, 155–176. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.02.003>
- [141]. Ooi, C.H.; Teng, S.W.; Chetty, M. A Study on the Importance of Differential Prioritization in Feature Selection Using Toy Datasets. In *Pattern Recognition in Bioinformatics (PRIB 2008)*; LNCS 5265; Springer, 2008. https://doi.org/10.1007/978-3-540-88436-1_27
- [142]. Ooi, C.H.; Teng, S.W.; Chetty, M. A Study on the Importance of Differential Prioritization in Feature Selection Using Toy Datasets. In *Pattern Recognition in Bioinformatics (PRIB 2008)*; LNCS 5265; Springer, 2008. https://doi.org/10.1007/978-3-540-88436-1_27
- [143]. Ott, C. (2024). SimplifEx: Simplifying and explaining linear programs. *Artificial Intelligence & Law*.
- [144]. Pafili, Z., & Dimosthenopoulos, C. (2021). Novel trends in nutritional management of glycemia in T2DM. *Hormones*, 20, 589–601.
- [145]. Paramesh Shamanna 1,* ,†, Shashank Joshi 2,†, Mohamed Thajudeen 3, Lisa Shah 3, Terrence Poon 3, Maluk Mohamed 3, Jahangir Mohammed , 20 Nov 2024, doi: 10.3389/fendo.2024.1485464 Personalized nutrition in type 2 diabetes remission: application of digital twin technology for predictive glycemic control https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11615876/?utm_source=chatgpt.com
- [146]. Pedro Henrique Silva de Rossi , Sandra Maria Barbalho , Marie Oshiiwa , Andressa Aparecida Jacinto Sampaio Glycemic index of foods: A review, 2020, <https://dx.doi.org/10.31533/pubsaude4.a072>
- [147]. Perveen, S.; Shahbaz, M.; Guergachi, A.; Keshavjee, K. Performance analysis of data mining classification techniques to predict diabetes. *Procedia Comput. Sci.* 2016, 82, 115–121. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.04.016>
- [148]. Petroni, M. L., Brodosi, L., Marchignoli, F., Sasdelli, A. S., Caraceni, P., Marchesini, G., & Ravaioli, F. (2021). Nutrition in patients with type 2 diabetes. *Nutrients*, 13, 2748.
- [149]. Pierluigi Francesco De Paola , Alessandro Borri, Fabrizio Dabbene, Karim Keshavjee, Pasquale Palumbo, Alessia Paglialonga, A novel mathematical model for predicting the benefits of physical activity on type 2 diabetes progression, April 2024,
- [150]. Pittas, A. G., Lau, J., Hu, F. B., & Dawson-Hughes, B. (2007). Vitamin D and calcium in type 2 diabetes. *Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, 92(6), 2017–2029.

- [151]. Prajapati, U., Jain, T., Machiraju, A., & Kaushik, D. (2025). *Linear optimization for the perfect meal: A data-driven approach to optimising the perfect meal using Gurobi*. arXiv preprint.
- [152]. Qi L, Hu FB, Hu G. Genes, environment, and interactions in prevention of type 2 diabetes: A focus on physical activity and lifestyle changes. *Curr Mol Med*. 2008;8:519–
- [153]. Qiong Zou, Borui Chen, Yang Zhang, Xi Wu, Yi Wan & Changsheng Chen. Mixed-effects neural network modelling to predict longitudinal trends in fasting plasma glucose 20 December 2024 https://bmcmmedresmethodol.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12874-024-02442-9?utm_source=chatgpt.com
- [154]. QSUT - Терапевтска едукација на пациенти со дијабетес, Тирана, 2017, „Принципи на интерна медицина“ - Дијабетес мелитус, Harrison, 2011
- [155]. Rabie Khattab, Mayar Albannawi, Dua'a Alhajj Mohammed, Zainab Alkubaish, Roquiah Althani, Latifa Altheeb, Hala Ayoub, Hiba Mutwalli, Hussah Altuwajiry¹, Rasha Al-Sheikh², Tunny Purayidathil¹, Omar Abuzaid Metformin-Induced Vitamin B12 Deficiency among Type 2 Diabetes Mellitus' Patients: A Systematic Review, 2023 DOI: 10.2174/1573399818666220418080959
- [156]. Risérus U. Fatty acids and insulin sensitivity. *Curr Opin Clin Nutr Metab Care* 2008; 11:100–105.
- [157]. Robert Richey, MD All About Type 2 Diabetes: What Causes it and Can You Reverse It? December 14, 2021
- [158]. Rolls BJ. The role of energy density in the over consumption of fat. *J Nutr*. 2000;130:268S–71.
- [159]. Rudin, C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions. 2019. Available online <https://arxiv.org/pdf/1811.10154> (accessed on 22nd October 2025)
- [160]. Salazar, J., Angarita, L., Morillo, V., Navarro, C., Martínez, M. S., Chacín, M., et al. (2020). Microbiota and diabetes mellitus. *Nutrients*, 12, 3039.
- [161]. Saltelli, A.; Ratto, M.; Andres, T.; Campolongo, F.; Cariboni, J.; Gatelli, D.; Saisana, M.; Tarantola, S. *Global Sensitivity Analysis: The Primer*; John Wiley and Sons, Ltd., Chichester, UK, 2008. Available online: https://www.andreasaltelli.eu/file/repository/A_Saltelli_Marco_Ratto_Terry_Andres_Francesca_Campolongo_Jessica_Cariboni_Debora_Gatelli_Michaela_Saisana_Stefano_Tarantola_Global_Sensitivity_Analysis_The_Primer_Wiley_Interscience_2008_.pdf (accessed on 15 November 2025)
- [162]. Samuel Pratama, Brigitta Cindy Lauren, Wismandari Wisnu The efficacy of vitamin B₁₂ supplementation for treating vitamin B₁₂ deficiency and peripheral neuropathy in metformin-treated type 2 diabetes mellitus patients: A systematic review, 2022 DOI: 10.1016/j.dsx.2022.102634
- [163]. Santos, M., dos Santos, A. V., & Costa, E. S. 2017. Efeito dos compostos solúveis em água de quiabo (*Abelmoschus esculentus* L) nos níveis glicêmicos de camundongos *Mus musculus*. *Ciência ET Praxis*, 7(13), 07-10.
- [164]. Saris WH. Very-low-calorie diets and sustained weight loss. *Obes Res* 2001; 9(suppl 4):295S–301S.
- [165]. Sharon Liao Foods That Fight Type 2 Diabetes, 2022 23. Mohammad Asif The prevention and control the type-2 diabetes by changing lifestyle and dietary pattern 2014 Feb 21. doi: 10.4103/2277-9531.127541
- [166]. Sherwood A. Can You Reverse Type 2 Diabetes? American Diabetes Association. (2023). *Standards of care in diabetes—2023*. *Diabetes Care*, 46(Suppl. 1), S1–S291. <https://doi.org/10.2337/dc23-SINT> Accessed January 2026.

- [167]. Shomali, M. . 2012. “Diabetes Treatment in 2025: Can Scientific Advances Keep Pace with Prevalence?” *Therapeutic Advances in Endocrinology and Metabolism* 3 (4): 163–173. <https://doi.org/10.1177/2042018812465639>.
- [168]. Simovska V, Antoska-Knights V, Kalevska T, Nedelkovska-Nikoloska D, Blazevska T, Damjanovski D, Simovska A. Development of academic education of nutritionists in the Republic of Macedonia. *Advances in Nutrition* 2016; 7(1):24A.
- [169]. Simovska VP. Ugoenost i pothranetost. Veles: Tehnološko-tehnički fakultet; 2013.
- [170]. Simovska-Jarevska, V. (2016). Macedonian physical activity profile–assessment and monitoring, prevalence, research and policy. *International Journal of Scientific and Professional Issues in Physical Education and Sport “Activities in Physical Education and Sport”*, 6(2), 246–249.
- [171]. Simovska-Jarevska, V., Martinovski, S., Antoska-Knight, V., & Kaleska, T. (2016). Disparities in food habits and physical activity levels among adult population in the Republic of Macedonia and developing a new health promotion model. *Research in Kinesiology*, 44(1), 99–105.
- [172]. Slavin, J. L., & Lloyd, B. (2012). Health benefits of fruits and vegetables. *Advances in Nutrition*, 3(4), 506–516.
- [173]. Smith, J.W.; Everhart, J.E.; Dickson, W.C.; Knowler, W.C.; Johannes, R.S. Using the ADAP learning algorithm to forecast the onset of diabetes mellitus. *Proc. Annu. Symp. Comput. Appl. Med. Care* 1988, 261–265. PMID: PMC2245318.
- [174]. Srour, B., Fezeu, L. K., Kesse-Guyot, E., Allès, B., Méjean, C., Andrianasolo, R. M., et al. (2019). Ultra-processed food intake and cardiovascular disease. *BMJ*, 365, 11451.
- [175]. Strobl, C.; Boulesteix, A.-L.; Kneib, T.; Augustin, T.; Zeileis, A. Conditional variable importance for random forests. *BMC Bioinform.* 2008, 9, 307. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-9-307>
- [176]. Suez, J., Cohen, Y., Valdés-Mas, R., Mor, U., Dori-Bachash, M., Federici, S., et al. (2022). Personalized microbiome-driven effects of sweeteners. *Cell*, 185, 3307–3328.e19.
- [177]. Suez, J., Korem, T., Zeevi, D., Zilberman-Schapira, G., Thaïss, C. A., Maza, O., et al. (2014). Artificial sweeteners and glucose intolerance. *Nature*, 514, 181–186.
- [178]. Sun, Q.; Cheng, X.; Han, K.; et al. Machine learning-based assessment of diabetes risk. *Appl. Intell.* 2025, 55, 106. <https://doi.org/10.1007/s10489-024-05912-1>
- [179]. Sunny, A.D. Preliminary Quantitative Study on Explainability and Trust in AI Systems. *arXiv* 2025, arXiv:2510.15769.
- [180]. Talebi, S., Miraghajani, M., Ghavami, A., & Mohammadi, H. (2022). The effect of zinc supplementation in children with attention deficit hyperactivity disorder: A systematic review and dose-response meta-analysis of randomized clinical trials. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 62(32), 9093–9102. <https://doi.org/10.1080/10408398.2021.1940833> PubMed
- [181]. Tarvonen, M., et al. (2021). Intrapartal cardiotocographic patterns and hypoxia-related perinatal outcomes in pregnancies complicated by gestational diabetes mellitus. *Acta Diabetologica*, 58(11), 1563–1573.
- [182]. Tiancheng Xu, Decai Yu, Weihong Zhou & Lei Yu A nomogram model for the risk prediction of type 2 diabetes in healthy eastern China residents: a 14- year retrospective cohort study from 15,166 participants, 24 August 2022 https://link.springer.com/article/10.1007/s13167-022-00295-0?utm_source=chatgpt.com
- [183]. Traill, W. B., & Meulenberg, M. T. G. (2002). Innovation in the food industry. *Agribusiness*, 18(1), 1–21.
- [184]. Tsai A, Wadden TA. The evolution of very-low-calorie diets: an update and meta-analysis. *Obesity* 2006; 14:1283–1293.

- [185]. Tseng, P.-T., Cheng, Y.-S., Yen, C.-F., et al. (2018). Peripheral iron levels in children with attention-deficit hyperactivity disorder: A systematic review and meta-analysis. *Scientific Reports*, 8, 788. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-19096-x> (Accessed 7 September 2025). *Nature*
- [186]. Type 2 diabetes – Symptoms and causes. Mayo Clinic. (2021). Retrieved 14 December 2021, from <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/type-2-diabetes/symptoms-causes/syc-20351193>
- [187]. Type 2 Diabetes. Centers for Disease Control and Prevention. Retrieved 14 December 2021, from <https://www.cdc.gov/diabetes/basics/type2.html>
- [188]. Uzunoska Z. IMUNOLOGIJA Veles, 2011
- [189]. van Dooren, C. (2018). A review of the use of linear programming to optimize diets, nutritiously, economically and environmentally. *Frontiers in Nutrition*, 5, 48.
- [190]. van Wonderen, D., Gerdessen, J. C., Kirst, P., & Melse-Boonstra, A. (2025). Diet optimization: modeling iron and zinc absorption by nonlinear programming and piecewise linear approximation using National Health and Nutrition Examination Survey. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 122(3), 853–858.
- [191]. van Wonderen, D., Gerdessen, J. C., Melse-Boonstra, A., & Onwezen, M. C. (2026). Using diet optimization and machine learning for the design of healthy and acceptable menu plans. *European Journal of Operational Research*, 328, 668–679.
- [192]. Vanderbei, R. J. (2015). *Linear Programming: Foundations and Extensions* (4th ed.). Springer.
- [193]. Volkan Yumuk 1, Constantine Tsigos, Martin Fried, Karin Schindler, Luca Busetto, Dragan Micic, Hermann Toplak; Obesity Management Task Force of the European Association for the Study of Obesity PMID: 26641646 PMCID: PMC5644856 DOI: 10.1159/000442721
- [194]. Wicaksono, T., Marhadi, M., Wijaya, A. F., Anatasia, V., & Taralik, K. (2025). Customer-centric circular economy as-a-service decision-making: Machine learning-driven open innovation in food service. *Cleaner Environmental Systems*, 18, 100302.
- [195]. Widyana Lakshmi Puspita1 □, Khayan2, Didik Hariyadi1, Taufik Anwar2, Slamet Wardoyo he Instrumentation of Standard Diet Food Portions for Diabetes Mellitus KEMAS 17 (3) (2022) 424-430 <http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/kemas>
- [196]. World Health Organization Obesity: Health consequences of being overweight, 14 March 2013
- [197]. World Health Organization. (2020). *Healthy diet: Key facts*. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/healthy-diet> Accessed January 2026.
- [198]. World Health Organization. (2023). *Use of non-sugar sweeteners: WHO guideline*. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240073616>
- [199]. World Health Organization. Global Report on Diabetes; WHO Press: Geneva, Switzerland, 2016. Available online: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565257> (accessed on 7th January 2026)
- [200]. Yin, R. V., & Phung, O. J. (2015). Chromium supplementation in diabetes. *Nutrition Journal*, 14, 14.
- [201]. Zhao, L., Zhang, X., Coday, M., Garcia, D. O., Li, X., Mossavar-Rahmani, Y., et al. (2023). Sugar-sweetened beverages and liver disease. *JAMA*, 330, 537–546.

АНЕКС 1 – ПРАШАЛНИК ЗА ПАЦИЕНТИ СО ДИЈАБЕТЕС И НАВИКИ ВО ИСХРАНАТА ПРЕД СОВЕТУВАЊЕ СО НУТРИЦИОНИСТ

ИНФОРМИРАНА СОГЛАСНОСТ ЗА УЧЕСТВО ВО НАУЧНО ИСТРАЖУВАЊЕ

Почитуван/а,

Ве покануваме доброволно да учествувате во научно истражување кое се спроведува во рамките на докторска дисертација на м-р Валбона Мазлами (Valbona Sallai Mazllami), под менторство на проф. д-р Весна Knights.

Целта на истражувањето е анализа на навики во исхрана, биохемиски, антропометриски и здравствени параметри кај пациентите со дијабетес.

Вашето учество е доброволно. Доколку се согласите податоците ќе се користат исклучиво за научно-истражувачки цели и ќе бидат третирали како доверливи. Имате право да одбиете учество.

Давам согласност за доброволно учество во ова научно истражување:

☐ ДА ☐ НЕ

Име и презиме/иницијали или код на испитаник: _____

Датум: _____

Потпис на испитаник: _____

Потпис на истражувач: _____

ПРАШАЛНИК ЗА ПАЦИЕНТИ СО ДИЈАБЕТЕС И НАВИКИ ВО ИСХРАНАТА ПРЕД СОВЕТУВАЊЕ СО НУТРИЦИОНИСТ

1. Име/код: _____ Телефон (не е задолжително): _____

2. Возраст: _____

3. Пол: М / F (само за жени: возраст на менопауза _____)

4. Висина: _____ cm 5. Тежина: _____ kg

6. Струк: _____ cm Колкови: _____ cm

7. BMI: _____

8. Религија:

- а) ислам (муслиман)
- б) католицизам (католик)
- в) православие (православен)
- г) друго

9. Образование:

- а) без образование
- б) основно образование
- в) средно образование
- г) високо образование (факултет / универзитетска диплома)
- д) постдипломски студии (магистерски / докторски студии)

10. Место на живеење:

- а) градска средина (урбана)
- б) селска средина (рурална)

11. Работно место:

- а) канцелариска работа (седечка)
- б) физичка работа
- в) работа со изложеност на хемикалии или зрачење
- г) пензионер
- д) невработен
- ѓ) земјоделец

12. Соцоекономски услови (користете плата/член или приход на цело семејство):

- а) над 500 евра
- б) околу 500 евра
- б) околу 300 евра
- в) меѓу 100 и 200 евра

13. Кога за прв пат ви беше дијагностициран дијабетес?

Година _____ Возраст _____

14. Ве молиме наведете ги сите лекови што ги земате, вклучувајќи ја и дозата:

15. ПРЕСКОНЕТЕ НА ПРАШАЊЕТО АКО НЕ ЗЕМАТЕ ИНСУЛИН.

Ако користите инсулинска пумпа, наместо тоа, пополнете го делот за инсулинска пумпа.

Време на инјектирање	Единици и тип на инсулин	Единици и тип на инсулин
_____	_____	_____
_____	_____	_____
_____	_____	_____
_____	_____	_____

16. Каде ја аплицирате (ставате) вашата инјекција? _____

Дали ги ротирате местата со секоја инјекција? ____Да ____Не

Дали имате проблеми со локациите (грукта, вдлабнатини, итн.)? _____

17. Дали вежбате редовно? __Да__ Не.

Колку пати неделно? _____

Вид на вежбање _____

Вообичаено време од денот и времетраење: _____

Имате проблеми со реакциите на низок шеќер во крвта поврзани со вежбање?

__Да__ Не

18. Дали имате некои компликации од дијабетесот?

19. Дали пушите? __Дневно__ __Повремено__ __Никогаш__ __Поранешен пушач__

Ако сте поранешен пушач, пред колку време престанавте со пушењето? _____

20. Дали ја проверувате урината за присуство на кетони? __Да__ Не

Кога? _____

21. Најнови резултати: Хемоглобин А,С Месец/година _____ Резултат _____

Микроалбумин во урината Месец/година _____ Резултат _____

Холестерол Месец/година _____ Резултат _____

Проширен очен преглед Месец/година _____ Резултат _____

22. Дали во последно време сте имале ниски вредности на шеќер во крвта?

__Да__ Не

Во кој период од денот? _____

Дали некогаш сте изгубиле свест поради низок шеќер во крвта? _____

23. Дали сте имале симптоми на висок шеќер во крвта во последно време?

__Да__ Не

Кои? _____

(замор, глад, жед, честа потреба за мокрење, проблеми со фокусирање на видот)

24. Дали сте хоспитализирани поради вашиот дијабетес? __Да__ Не

Датум и место на хоспитализација: _____

Кој беше проблемот? _____

25. Дали некогаш сте присуствувале на сесии со регистриран диететичар? __Да__ Не.

Кога _____

26. Дали во последно време сте се чувствувале лутти, тажни, исплашени или под стрес во врска со вашиот дијабетес? (заокружете го она што се однесува на вас).

27. Времетраење на спиењето:

а) 5–6 часа

б) 7–8 часа

в) 8–9 часа

28. Дали претходно сте биле на некоја специфична диета или хранлива поддршка?

а) Да (ако да, наведете каков): _____

б) Не

29. Дали сте забележале дека одредена храна ги поттикнува или ги влошува вашите симптоми?

а) Да

б) Не

30. Фреквенција на оброци:

а) Редовни оброци

б) Нередовни оброци

31. Колку често консумирате млечни производи?

а) Секој ден

б) 1–2 пати неделно

в) 3–5 пати неделно

г) Не конзумирам

32. Кој вид млечни производи најмногу го користите?

а) Кравји

б) Овчи

в) Козји

33. Колку млеко/јогурт консумирате дневно?

а) 1 чаша

б) 2 чаши

в) 3 чаши или повеќе

34. Колку сирење консумирате дневно?

а) 100 g

б) 200 g

в) 300 g

35. Колку често користите зеленчук?

а) Секој ден

б) 1–2 пати неделно

в) 3–5 пати неделно

г) Никогаш

36. Која група зеленчук најмногу ја користите?

- а) Зелена салата
- б) Брокула
- в) Карфиол
- г) Репка
- д) Компири
- ѓ) Домати
- е) Спанаќ

37. Како обично консумирате зеленчук?

- а) Свеж
- б) Варен
- в) Пржен

38. Колкаво количество зеленчук консумирате дневно?

- а) 100 g
- б) 200 g
- в) 300 g

39. Какво овошје консумирате?

- а) Бобинесто овошје (на пример: малини, капини, јагоди)
- б) Агруми / Цитруси (на пример: портокали, лимони, мандарини)
- в) Јаболка, круши, сливи
- г) Друго (наведете): _____

40. Колку често консумирате овошје?

- а) Секој ден
- б) 1–2 пати неделно
- в) 3–5 пати неделно
- г) Не консумирам

44. Колку овошје консумирате дневно?

- а) 1–2 овошја
- б) 3–5 овошја
- в) 0,5 kg
- г) 1kg

45. Колку често консумирате јаткасти плодови? (на пр., ореви, лешници, бадеми)

- а) Секој ден
- б) 1–2 пати неделно

в) 3–5 пати неделно

г) Не консумирам

46. Колкаво количество јаткасти плодови консумирате дневно?

а) 100 g

б) 200 g

в) 300 g

47. Какво месо консумирате?

а) Говедско месо

б) Пилешко

в) Риба

г) Свинско месо

д) Овчо

г) Козјо

е) Мисиркино

48. Колку често јадете месо?

а) Секој ден

б) 1–2 пати неделно

в) 3–5 пати неделно

г) Не консумирам

49. Како обично го подготвувате месото?

а) Печено на скара

б) Варено

в) Пржено

50. Колку месо консумирате дневно?

а) 100–250 g

б) 250–350 g

в) 350–500 g

51. Колку често јадете преработени месни производи?

а) Секој ден

б) 1–2 пати неделно

в) 3–5 пати неделно

г) Никогаш

52. Колку често консумирате брза храна?

а) Секој ден

- б) 1–2 пати неделно
- в) 3–5 пати неделно
- г) Не конзумирам

53. Колку често јадете риба или морска храна?

- а) Секој ден
- б) 1–2 пати неделно
- в) 3–5 пати неделно
- г) Не конзумирам

54. Колку често конзумирате семиња? (на пр., ленено семе, семе од чиа, семки од сончоглед)

- а) Секој ден
- б) 1–2 пати неделно
- в) 3–5 пати неделно
- г) Никогаш

55. Каков леб користите?

- а) Бел леб
- б) Интегрален леб
- в) Домашен леб
- г) Леб од цело зрно

56. Колку парчиња леб јадете дневно?

- а) 1–2 парчиња
- б) 3–5 парчиња
- в) Над 5 парчиња

57. Колку често јадете слатки (на пр. колачи, млечно чоколадо)?

- а) Секој ден
- б) 1–2 пати неделно
- в) 3–5 пати неделно
- г) Не конзумирам

58. Колку вода пиете дневно?

- а) 0,5 L
- б) 1 L
- в) 2 L
- г) 3 L

59. Како кафе пиете?

- а) Турско
- б) Еспресо
- в) Макијато
- г) Филтер кафе

60. Колку шолји кафе пиете дневно?

- а) 1
- б) 2
- в) 3
- г) 4 или повеќе

61. Кое масло првенствено го користите за готвење?

- а) Сончогледово масло
- б) Маслиново масло
- в) Свинска маст
- г) Друго (наведете): _____

АНЕКС 2 – ПРАШАЛНИК – БИОХЕМИСКИ ПАРАМЕТРИ

ИНФОРМИРАНА СОГЛАСНОСТ ЗА УЧЕСТВО ВО НАУЧНО ИСТРАЖУВАЊЕ

Почитуван/а,

Ве покануваме доброволно да земете учество во научното истражување кое се спроведува во рамките на изработката на докторската дисертација на м-р Валбона Мазлами (Valbona Sallai Mazllami), под менторство на проф. д-р Весна Knights.

Целта на ова истражување е обработка и анализа на податоците од клиничките, биохемиските и антропометриските параметри кај пациенти со дијабетес, добиени од референтни здравствени институции.

Вашето учество е доброволно. Податоците ќе се користат исклучиво за научно-истражувачки цели и ќе бидат третирано како строго доверливи.

Давам согласност за доброволно учество:

☐ ДА ☐ НЕ

Иницијали / код на испитаникот: _____

Датум: _____

Потпис на испитаникот: _____

Потпис на истражувачот: _____

ПРАШАЛНИК – БИОХЕМИСКИ ПАРАМЕТРИ

1. Код на испитаникот:

2. Висина (cm):

3. Роденден:

4. Пол:

☐ Машки (M) ☐ Женски (F)

5. Возраст (години):

6. Датуми на контрола:

7. Тежина (kg):

8. BMI (kg/m²):

9. Телесен резултат (Body Score):

10. Целна тежина (kg):

11. Контрола на тежината (разлика помеѓу тековна и целна тежина, kg):

12. Diabetes Mellitus:

☐ Не ☐ Да

13. Терапија:

☐ Не ☐ OAD ☐ OAD + Ozempik ☐ Инсулин ☐ Друго: _____

14. Обезитет:

☐ Да ☐ Не

15. Холестерол (mmol/L):

16. Триглицериди (mmol/L):

17. HbA1c (%) (NGSP/DCCT):

18. НТА:

☐ Да ☐ Не

19. Фамилијарна анамнеза

Роднинска врска	Да	Не
Мајка	☐	☐
Татко	☐	☐
Баба	☐	☐
Дедо	☐	☐

АНЕКС 3

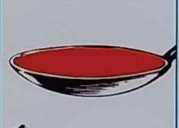
ЕДУКАТИВНА БРОШУРА ЗА ГЛИКЕМИСКИ ИНДЕКС И НАЈЧЕСТО КОНСУМИРАНИ НАМИРНИЦИ КАЈ ЛИЦА СО ДИЈАБЕТЕС

Во рамките на едукативните активности за пациентите со дијабетес, во Центарот за дебелина и дијабетес при Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ – Скопје се користи едукативна брошура за гликемискиот индекс (GI) на храната и неговата практична примена во секојдневната исхрана.

Брошурата содржи информации за значењето на гликемискиот индекс, за неговата класификација и препораки за избор на намирници со низок, среден и висок гликемиски индекс. Дополнително, прикажани се најчесто консумираните прехранбени производи кај лицата со дијабетес, групирани според категориите на храна (житарки и леб, млечни производи, овошје, зеленчук, месни производи, сокови, семиња и јаткасти плодови и други производи), со наведување на нивната количина еквивалентна на една лебна единица (12 g јаглехидрати) и нивната класификација според гликемискиот индекс.

Целта на оваа брошурата е да им помогне на пациентите полесно да го разберат влијанието на различните видови храна врз постпрандијалната гликемија и да носат соодветни нутритивни одлуки за подобра гликемиска контрола. Брошурата претставува практична алатка за нутритивна едукација и советување, која се користи како дополнување на индивидуализираните препораки за исхрана кај лица со дијабетес тип 1 и тип 2.

Податоците прикажани во брошурата се базираат на достапни научни сознанија за гликемискиот индекс на храната и се адаптирани за потребите на едукацијата на пациентите во клиничката пракса. Во прилог на овој анекс се дадени фотографии од едукативната брошура што се користи во секојдневната работа со пациентите.

БЕЛ ЛЕБ 25 г, 60 кал.  1/2 парче	КРЕКЕРИ 15 г, 55 кал.  2 парчиња	ЃЕВРЕК 20 г, 60 кал.  1/4	КИФЛА 20 г, 55 кал.  1/2 парче	ВАРЕНИ МАКАРОНИ 50 г, 55 кал.  4 полни с.л.
ВАРЕНО ФИДЕ 50 г, 55 кал.  2 полни с.л.	МУСЛИ ОД ОВЕС 20 г, 75 кал.  2 полни с.л.	КОРН ФЛЕКС 15 г, 55 кал.  4 полни с.л.	ВАРЕН ОРИЗ 50 г, 55 кал.  2 полни с.л.	ПУКАНКИ 15 г, 60 кал.  10 полни с.л.
ВАРЕНА ПЧЕНКА (ЗРНО) 60 г, 65 кал.  3 полни с.л.	ГРИЗ, БРАШНО, НИШЕСТЕ 15 г, 50 кал.  1 полни с.л.	ВАРЕН КОМПИР 75 г, 55 кал.  1 мал	*ПРЖЕН КОМПИР 35 г, 90 кал.  12 парчиња	ПИРЕ ОД КОМПИР 90 г, 80 кал.  2 полни с.л.
ПРЕСНО МЛЕКО 250 мл, 165 кал.  1 чаша	КИСЕЛО МЛЕКО 250 мл, 160 кал.  1/2 канче	ОВОШЕН ЈОГУРТ 100 г, 100 кал.  1/2 мало канче	*ОРЕВИ 90 г, 620 кал. 	*КИКИРИТКИ 60 г, 375 кал. 
*ЛЕШНИЦИ 90 г, 590 кал. 	*БАДЕМИ 60 г, 385 кал. 	КОСТЕНИ 40 г, 55 кал.  3	МАРМАЛАД 25 г, 55 кал.  1 полна с.л.	МЕД 15 г, 50 кал.  1 рамна с.л.
ЧОКОЛАДА (НЕДИЕТАЛНА) 30 г, 170 кал.  1/3	БЕЛ КРИСТАЛЕН ШЕЌЕР 12 г, 50 кал.  1 полна с.л.	Предупредување: Секогаш со себе носете 3 пакетчиња по 5 г шеќер или 3 - 4 коцки шеќер, што ќе ги земете во случај на хипогликемија! Или земете: 1 супена лажица мед, 150 мл пијалак засладен со шеќер (кока - кола, фанта и др.) или засладен природен сок (не 100%)		

СЕМИЊА И ЈАТКИ

Чиа



30
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Ленено
семе



40
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Семки од
тиква



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Сончоглед



50
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Сусам



50
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Црно
семе



25
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Семки од
кајсија



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Орев



90
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Кикиритки



70
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Лешници



80
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Бадеми



80
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

Костени



50
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглевихидрати

MI 13C

3. 7. 2025. 20

СОКОВИ

Кока Кола



250
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Фанта



250
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Швепс



250
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Спрајт



250
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Грозје



70
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Боровинка



90
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Портокал



100
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Вишна



120
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Морков



200
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Домати



300
милитри



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Алкохолот предизвикува хипогликемија!

Затоа никогаш немојте да пиете алкохол на гладно, мез мезе или оброк со јаглекхидрати.
Засладените пијалоци како што се ликерите и пенливите вина содржат шеќери.
Едно мало пиво (330 мл) содржи 1ЛЕ. Немојте дневно да конзумирате повеќе од: 80 мл
жесток пијалок (2 чаши). 240 мл суво вино (2 чаши). Две пива од по 330 мл.

МЕСНИ ПРОИЗВОДИ

Пилешки
прсти



100
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

Бечка
шницла



100
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

„Крани“
пилешко



100
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

Чварки



100
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

Плескавица
(голема)



200
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

Сланина



100
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

КАФИЊА (незасладени)

Капучино



120
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

Нескафе
со млеко



250
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

Макијато



120
калории



1 порција = 6 грама
6 грама јаглехидрати

Лате



200
калории



1 порција = 12 грама
12 грама јаглехидрати

REDMI 13C

3. 7. 2025. 20:0

ЗЕЛЕНЧУК

Компир
(варен)



75
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Морков



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Цвеколо



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Сладок
морков



90
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Кромид



140
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Праз



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Ориз
(варен)



50
грама



2 с. л.

1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Пире
(компир)



90
грама



3 с. л.

1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Пашканат



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Леќа
(варена)



50
грама



3 с. л.

1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Грав
(варен)



50
грама



3 с. л.

1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Грашок
(варен)



80
грама



4 с. л.

1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

EDMI 13C

3. 7. 2025. 1

ОВОШЈЕ

Малина
(грст)



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Вишна
(грст)



140
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Капини
(грст)



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Јагоди
(грст)



160
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Грозје
(9 зрна)



70
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Модри
сливи



80
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Киви



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Кајсија
(две големи)



140
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Праска



140
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Манго



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Авокадо



160
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

Ананас



90
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаглекхидрати

ОВОШЈЕ

Јаболко
(едно мало)



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Круша



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Банана
(една половина)



80
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Портокал



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Мандарина



140
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Цитрон
(една половина)



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Диња
(една резанка)



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Лубеница
(една резанка)



200
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Лимон



130
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Смоква
(една голема)



70
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Боровинки



90
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

Цреша



90
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јагленхидрати

REDMI 13C

3. 7. 2025.

МЛЕКО И МЛЕЧНИ ПРОИЗВОДИ

Салеп



120
калории



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Чоколадно Млеко



120
калории



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Овошен јогурт



100
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Хопла



100
калории



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Топено сирење



30
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Крема за готвење



200
калории



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

СЛАТКИ НАМАЗИ

Џем



1
ложка с. л.



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Мед



1
ложка с. л.



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Нутела



1
ложка с. л.



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

Мармалад



1
ложка с. л.



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леахидрати

МЛЕКО И МЛЕЧНИ ПРОИЗВОДИ

Млеко

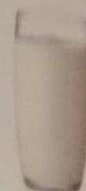


250
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Јогурт



250
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Кисело
млеко



200
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Кисела
Павлака



300
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Фета
Сирење



300
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Грчки
јогурт



200
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Сурутка



200
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Урда



300
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Ајран



400
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Соја
млеко

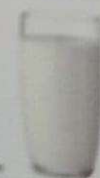


400
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Бадемово
млеко



400
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

Оризово
млеко



100
калории



1 лобна единица = 12 грама јаглехидрати

ЛЕБ И ЖИТАРИЦИ

Овесни
снегулки



20
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Корн
флекс



15
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Тортиља
бело брашно



65
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Тортиља
интегрално
брашно



65
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Вафла



12
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Палачинка
празна



40
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Палента



25
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Брашно



20
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Кифла



30
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Бургер
лепче



30
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Кроасан
со крем



20
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

Интегрални
макарони
варени



50
грама



1 лебна
единица = 12 грама
јаг леихидрати

ЛЕБ И ЖИТАРИЦИ

Бел леб



25
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Интегрален леб

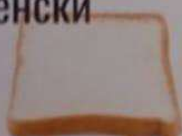


25
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Безглутенски леб



20
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Тонус леб класик



25
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Микс од 6 зрна



30
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Р'жан леб



25
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Дија леб



35
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Ѓеврек 1/4



30
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Макарони варени



50
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Пица



40
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Штрудла јаболко



25
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

Штрудла мак



25
грама



1 лебна единица = 12 грама јаглехидрати

„ЏАНК ФУД“

(ВИСОКОКАЛОРИЧНА ХРАНА)

Пица



40
калорије



1 порција = 12 грама
деглукдрата

Пастрмајлија



40
калорије



1 порција = 12 грама
деглукдрата

Помфрит



100
калорије



1 порција = 12 грама
деглукдрата

Гиро со
помфрит



6 порција = 72 грама
деглукдрата

Хамбургер



9 порција = 108 грама
деглукдрата

Донер
дурум



5 порција = 60 грама
деглукдрата

АЛКОХОЛ

Пиво



330
калорије



1 порција = 12 грама
деглукдрата

Џин тоник



1 порција = 12 грама
деглукдрата

Водка џус



1 порција = 12 грама
деглукдрата

Мохито



1 порција = 12 грама
деглукдрата

EDMI 13C

3. 7. 2025. 20

АНЕКС 4

ГЛИКЕМИСКИОТ ИНДЕКС И НЕГОВАТА ПРИМЕНА КАЈ РАЗЛИЧНИТЕ ГРУПИ НА ХРАНА

Диетотерапијата претставува еден од основните столбови во третманот и во контролата на дијабетесот. Броењето на јаглехидратите е широко прифатен пристап за планирање на исхраната кај лицата со дијабетес, со цел постигнување и одржување на оптимална гликемиска контрола. Меѓутоа, покрај вкупното количество внесени јаглехидрати, значајна улога има и нивниот квалитет, односно видот и изворот на јаглехидратите, кои директно влијаат врз постпрандијалниот гликемиски одговор.

Како дополнителен показател за квалитетот на јаглехидратите, во литературата се воведени концептите на гликемиски индекс (ГИ) и гликемиско оптоварување (ГО). Гликемиското оптоварување претставува мерка која ги интегрира и квалитетот и количеството на јаглехидратите во храната и има значајна практична примена во планирањето на исхраната и во предвидувањето на постпрандијалниот одговор на гликозата во крвта (Krisshnan, 2007).

Гликемискиот индекс (ГИ) е квантитативна мерка за ефектот на храната што содржи јаглехидрати врз концентрацијата на глюкозата во крвта. Концептот за гликемиски индекс првпат е воведен од Џенкинс (Jenkins) и соработниците во 1981 година и претставува систем за класификација на храната врз основа на инкременталната површина под кривата на гликемискиот одговор, споредена со референтна храна, најчесто чиста гликоза или бел леб (Aoki & Onzuka, 2015; Rosi et al., 2020).

Познавањето и практичната примена на гликемискиот индекс кај лицата со дијабетес тип 1 и тип 2 придонесуваат за намалување на постпрандијалните гликемиски осцилации и за подобрување на вкупната гликемиска контрола. Сепак, потребно е да се има предвид дека постојат значителни индивидуални варијации во гликемискиот одговор на исто количество внесени јаглехидрати, поради што препораките за исхрана треба да бидат индивидуализирани (Aoki & Onzuka, 2015).

За пресметување на гликемискиот индекс се користи скала од 0 до 100 и повеќе, при што чистата глюкоза има вредност од 100 и служи како референтна единица.

Намирниците со низок ГИ предизвикуваат побавно и постепено зголемување на концентрацијата на глюкоза во крвта, обезбедуваат подолготрајно чувство на ситост и се поврзуваат со подобра метаболичка контрола. Од друга страна, намирниците со висок ГИ

доведуваат до брз пораст на гликемијата, поради што нивната консумација треба да биде ограничена, особено кај лицата со дијабетес тип 2.

Во рамките на ова истражување беа анализирани најчесто консумираните намирници кај лицата со дијабетес, кои беа групирани во повеќе категории: житарки и пекарски производи, млеко и млечни производи, слатки намази, овошје, зеленчук и мешунки, месни производи, кафе и безалкохолни пијалаци, висококалорична („данк“) храна, како и семиња и јаткасти плодови.

Посебно значење имаат интегралните житни производи, мешунките, овошјето богато со растителни влакна, млечните производи со низок ГИ и јаткастите плодови, бидејќи тие обезбедуваат побавна апсорпција на јаглехидратите и поповолен гликемиски одговор. Спротивно на тоа, рафинираните житни производи, засладените пијалаци, овошните сокови и висококалоричната преработена храна се карактеризираат со повисок гликемиски индекс и имаат понеповолен ефект врз контролата на гликемијата.

Сите наведени намирници претставуваат дел од едукативниот материјал што се користи во секојдневната работа со пациентите во Центарот за дебелина и дијабетес при Универзитетскиот клинички центар „Мајка Тереза“ – Скопје. Податоците се адаптирани во форма на едукативна брошура која има за цел да им помогне на пациентите полесно да го разберат влијанието на различните намирници врз нивото на глукоза во крвта и да донесуваат соодветни нутритивни одлуки за подобра гликемиска контрола.

Табела 22. Класификација на прехранбените производи од групата леб и житарки според гликемскиот индекс

Низок ГИ (<55)	Среден ГИ (55–70)	Висок ГИ (>70)
Микс од 6 зрна	Овесни снегулки	Бел леб
Диа леб		Безглутенски леб
Интегрален леб		Пица
Тонус леб		Штрудла со јаболко
Ржан леб		Штрудла со мак
Ѓеврек (¼)		Корн флекс
Варени макарони		Тортила од бело брашно
Интегрални макарони		Вафли
Тортила од интегрално брашно		Палачинка
		Палента
		Бело брашно
		Кифла
		Бургер лепче
		Кроасан со крем

Прехранбените производи со висок гликемски индекс најчесто се произведени од рафинирано бело брашно и предизвикуваат брзо зголемување на нивото на гликоза во крвта. Наспроти нив, интегралните производи и производите богати со растителни влакна имаат понизок гликемски индекс и обезбедуваат побавна апсорпција на јаглехидратите.

Табела 23 Класификација на млечните производи според гликемискиот индекс

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Млеко	Овошен јогурт	Оризово млеко
Јогурт	Хопла	Салеп
Кисело млеко	Крема за готвење	Чоколадно млеко
Кисела павлака		
Фета сирење		
Грчки јогурт		
Сурутка		
Урда		
Ајран		
Соја млеко		
Бадемово млеко		
Топено сирење		

Поголемиот дел од млечните производи се одликуваат со низок гликемиски индекс, што се должи на присуството на протеини и масти кои ја забавуваат апсорпцијата на јаглехидратите. За разлика од нив, производите со додадени шеќери или преработен скроб имаат значително повисок гликемиски индекс и треба да се консумираат во ограничени количини.

Табела 24. Класификација на овошјето според гликемискиот индекс

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Јаболко	Банана (½)	Диња
Круша	Киви	Лубеница
Портокал	Кајсија	Смоква
Мандарина	Манго	Грозје
Лимон	Ананас	
Боровинки		
Цреши		
Малини		
Вишни		
Капини		
Јагоди		
Модри сливи		
Праска		
Авокадо		

Овошјето со низок гликемиски индекс е богато со растителни влакна и антиоксиданси, поради што предизвикува постепено покачување на нивото на гликоза во крвта. Од друга страна, овошјето со висок гликемиски индекс содржи поголеми количини на едноставни шеќери, што наложува нивно консумирање во строго контролирани количини кај лицата со дијабетес.

Табела 25. Класификација на прехранбените производи според гликемискиот индекс

1. Леб и житни производи

Низок ГИ (<55)	Среден ГИ (55–70)	Висок ГИ (>70)
Микс од 6 зрна	Овесни снегулки	Бел леб
Диа леб		Безглутенски леб
Интегрален леб		Пица
Тонус леб		Штрудла со јаболко
Ржан леб		Штрудла со мак
Ѓеврек (¼)		Корн флекс
Варени макарони		Тортила од бело брашно
Интегрални макарони		Вафли
Тортила од интегрално брашно		Палачинка
		Палента
		Бело брашно
		Кифла
		Бургер лепче
		Кроасан со крем

Интегралните житарки и намирниците богати со растителни влакна се карактеризираат со понизок гликемиски индекс, со што се овозможува побавно покачување на нивото на глюкозата во крвта. Спротивно на тоа, производите од рафинирано бело брашно имаат висок гликемиски индекс, поради што е есенцијално нивното ограничување во секојдневниот диетарен режим кај пациентите со дијабетес.

2. Млеко и млечни производи

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Млеко	Овошен јогурт	Оризово млеко
Јогурт	Хопла	Салеп
Кисело млеко	Крема за готвење	Чоколадно млеко
Кисела павлака		
Фета сирење		
Грчки јогурт		
Сурутка		
Урда		
Ајран		
Соја млеко		
Бадемово млеко		
Топено сирење		

Поголемиот дел од млечните намирници се одликуваат со низок гликемиски индекс, поради присуството на протеини и масти кои ефикасно ја забавуваат апсорпцијата на јаглехидратите.

3. Слатки намази

Низок ГИ (<55)	Среден ГИ (55–70)	Висок ГИ (>70)
----------------	-------------------	----------------

-	Нутела	Џем
		Мед
		Мармалад

Слатките намази се карактеризираат со висока содржина на едноставни шеќери, поради што можат да предизвикаат брзо покачување на нивото на глукозата во крвта.

4. Овошје

Низок ГИ (<55)	Среден ГИ (55–70)	Висок ГИ (>70)
----------------	-------------------	----------------

Јаболко	Банана	Диња
Круша	Киви	Лубеница
Портокал	Кајсија	Смоква
Мандарина	Манго	Грозје
Лимон	Ананас	
Боровинки		
Цреши		
Малини		
Вишни		
Капини		
Јагоди		
Модри сливи		

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Праска

Авокадо

Овошјето со низок гликемиски индекс е богато со растителни влакна и антиоксиданси и има поповолен ефект врз гликемиската контрола.

5. Зеленчук и мешунки

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Варен компир Цвекло Варен ориз

Морков Пире од компир Пашканат

Сладок морков

Кромид

Праз

Варена леќа

Варен грав

Варен грашок

Мешунките и зеленчукот со висок удел на растителни влакна ефикасно придонесуваат за побавно покачување на нивото на глукоза во крвта.

6. Месни производи

Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Низок ГИ (<55)

Пилешки прсти Преработено пилешко месо

Говедска шницла Чварки

Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Низок ГИ (<55)

Плескавица

Сланина

Месото во својата природна форма се одликува со многу низок гликемиски индекс бидејќи содржи минимална количина на јаглехидрати.

7. Кафе и кафе напитки

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

-	Капучино	-
	Нескафе со млеко	
	Макијато	
	Лате	

Кафе напитоците со додадено млеко манифестираат умерен ефект врз гликемијата поради присуството на лактоза.

8. Висококалорична („џанк“) храна

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

-	-	Пица
---	---	------

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Пастрмајлија

Помфрит

Гиро со помфрит

Хамбургер

Донер-дурум

Наведените производи се богати со рафинирани јаглехидрати и масти и имаат неповолен ефект врз гликемиската контрола.

9. Сокови

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

-

-

Кока-Кола

Фанта

Швепс

Спрајт

Сок од грозје

Сок од боровинка

Сок од портокал

Сок од вишна

Сок од морков

Сок од домат

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Поради отсуството на растителни влакна, соковите се апсорбираат брзо и предизвикуваат нагло покачување на гликемијата.

10. Семиња и јаткасти плодови

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Чиа семе Костени -

Семки од тиква

Сусам

Семки од кајсија

Кикиритки

Бадеми

Ленено семе

Сончоглед

Низок ГИ (<55) Среден ГИ (55–70) Висок ГИ (>70)

Црно семе

Ореви

Лешници

Семињата и јаткастите плодови се богати со незаситени масни киселини, растителни влакна и протеини и генерално имаат низок гликемиски индекс, поради што се препорачуваат како дел од урамнотежената исхрана кај лицата со дијабетес.