Zadanie 1

Úvod do problematiky

Našim cieľom bolo vytvoriť program schopný kategorizovať piesne z platformy Spotify do kategórií podľa nálady. K realizácii tohto úkolu sme mali k dispozícii pripravený dataset vo formáte CSV. Tento dokument detailne popisuje kroky, ktoré sme podnikli počas procesu vývoja riešenia. Tieto kroky zahrňujú predspracovanie dát, exploratívnu dátovú analýzu, tvorbu a trénovanie neurónovej siete a analýzu výsledkov.

1. časť:

Načítať dáta, predspracovať, natrénovať jednoduchý sieť a vyhodnotenie.

a. Outliery

Zo špecifikácie datasetu a z obrázka č. 1 je zrejmé, že stĺpce 'loudness' a 'duration_ms' obsahujú vychýlené hodnoty. Tieto vychýlenia bolo možné rýchlo identifikovať výpisom minimálnych a maximálnych hodnôt pre stĺpce s numerickými hodnotami. Následne sme tieto vychýlené hodnoty odstránili.

	danceability	energy	loudness	speechiness	acousticness	instrumentalness	liveness	valence	tempo	duration_ms	popularity	number_of_artists
min	0.000	0.000197	-47.046	0.000	0.000	0.000	0.00967	0.000	0.000	-4.273460e+05	0.0	1.0
max	8.375	1.000000	1.519	0.965	0.996	0.994	0.99700	0.995	241.423	1.930821e+09	82.0	19.0

Z vizuálnej analýzy obrázka môžeme pozorovať, že stĺpec 'loudness' má maximálnu hodnotu 1.519. Rovnako si všímame, že stĺpec 'duration_ms' obsahuje záporné hodnoty, ktoré predstavujú vychýlené hodnoty. V nasledujúcom kroku plánujeme tieto vychýlené hodnoty odstrániť.

	danceability	energy	loudness	speechiness	acousticness	instrumentalness	liveness	valence	tempo	duration_ms	popularity	number_of_artists
min	0.000	0.000197	-47.046	0.000	0.000	0.000	0.00967	0.000	0.000	1.408000e+04	0.0	1.0
max	8.375	1.000000	-0.116	0.965	0.996	0.994	0.99700	0.995	241.423	1.930821e+09	82.0	19.0

Vychýlené hodnoty boli odstránené.

b. Odstránenie stĺpcov a null hodnoty

Na nasledujúcom obrázku je možné vidieť, koľko nulových hodnôt obsahujú jednotlivé stĺpce po odstránení vychýlených hodnôt.

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	danceability	11944 non-null	float64
1	energy	11960 non-null	float64
2	loudness	11957 non-null	float64
3	speechiness	11960 non-null	float64
4	acousticness	11960 non-null	float64
5	instrumentalness	11960 non-null	float64
6	liveness	11960 non-null	float64
7	valence	11960 non-null	float64
8	tempo	11960 non-null	float64
9	duration_ms	11948 non-null	float64
10	popularity	11843 non-null	float64
11	number_of_artists	11839 non-null	float64
12	explicit	11960 non-null	bool
13	name	11960 non-null	object
14	url	11960 non-null	object
15	genres	11960 non-null	object
16	filtered_genres	11960 non-null	object
17	top_genre	11791 non-null	object
18	emotion	11960 non-null	object

Na nasledujúcej obrázke je zreteľné, že po odstránení všetkých hodnôt NaN prídeme o 419 záznamov. Vzhľadom na celkový počet dát je táto strata minimálna, a preto nevidíme dôvod odstraňovať žiadne konkrétne stĺpce.

```
 #   Column             Non-Null Count  Dtype
---  ------             --------------  -----
 0   danceability       11541 non-null  float64
 1   energy             11541 non-null  float64
 2   loudness           11541 non-null  float64
 3   speechiness        11541 non-null  float64
 4   acousticness       11541 non-null  float64
 5   instrumentalness   11541 non-null  float64
 6   liveness           11541 non-null  float64
 7   valence            11541 non-null  float64
 8   tempo              11541 non-null  float64
 9   duration_ms        11541 non-null  float64
 10  popularity         11541 non-null  float64
 11  number_of_artists  11541 non-null  float64
 12  explicit           11541 non-null  bool
 13  name               11541 non-null  object
 14  url                11541 non-null  object
 15  genres             11541 non-null  object
 16  filtered_genres    11541 non-null  object
 17  top_genre          11541 non-null  object
 18  emotion            11541 non-null  object
```

V ďalšom kroku boli odstránené stĺpce 'name', 'url', 'genres' a 'filtered_genres'. Stĺpce 'name' a 'url' pre nás nepredstavovali žiadnu hodnotnú informáciu. Čo sa týka 'genres' a 'filtered_genres', obsahovali hodnoty v tvare polí reťazcov (array of strings), s ktorými sme v rámci nášho cieľa nemohli efektívne pracovať.

c. Zakódovanie nečíslených stĺpcov

V datasete nám ostali nečíselné stĺpce s viacerými hodnotami ako sú 'top_genre' a 'emotion'. Keďže stĺpec 'emotion' je určený na cieľovú predikciu, v kontexte predspracovania dát nás zaujíma predovšetkým stĺpec 'top_genre'. Tento stĺpec sme následne transformovali pomocou metódy one-hot encoding, tiež známej ako dummy kodovanie. Tento prístup k interpretácii nečíselných hodnôt bol zvolený preto, že hodnoty v spomínaných stĺpcoch nebolo možné hierarchicky zoradiť.

Na nasledujúcom obrázku je zreteľné, že v dôsledku použitia one-hot encodingu nám pribudlo 32 nových stĺpcov, a to napriek tomu, že sme transformovali len jeden pôvodný stĺpec.

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	danceability	11541 non-null	float64
1	energy	11541 non-null	float64
2	loudness	11541 non-null	float64
3	speechiness	11541 non-null	float64
4	acousticness	11541 non-null	float64
5	instrumentalness	11541 non-null	float64
6	liveness	11541 non-null	float64
7	valence	11541 non-null	float64
8	tempo	11541 non-null	float64
9	duration_ms	11541 non-null	float64
10	popularity	11541 non-null	float64
11	number_of_artists	11541 non-null	float64
12	explicit	11541 non-null	int64
13	emotion	11541 non-null	object
14	genre_ambient	11541 non-null	int64
15	genre_anime	11541 non-null	int64
16	genre_bluegrass	11541 non-null	int64
17	genre_blues	11541 non-null	int64
18	genre_classical	11541 non-null	int64
19	genre_comedy	11541 non-null	int64
20	genre_country	11541 non-null	int64
21	genre_dancehall	11541 non-null	int64
22	genre_disco	11541 non-null	int64
23	genre_edm	11541 non-null	int64
24	genre_emo	11541 non-null	int64
25	genre_folk	11541 non-null	int64
26	genre_forro	11541 non-null	int64
27	genre_funk	11541 non-null	int64
28	genre_grunge	11541 non-null	int64
29	genre_hardcore	11541 non-null	int64
30	genre_house	11541 non-null	int64
31	genre_industrial	11541 non-null	int64
32	genre_j-pop	11541 non-null	int64
33	genre_j-rock	11541 non-null	int64
34	genre_jazz	11541 non-null	int64
35	genre_metal	11541 non-null	int64
36	genre_metalcore	11541 non-null	int64
37	genre_opera	11541 non-null	int64
38	genre_pop	11541 non-null	int64
39	genre_punk	11541 non-null	int64
40	genre_reggaeton	11541 non-null	int64
41	genre_rock	11541 non-null	int64
42	genre_rockabilly	11541 non-null	int64
43	genre_ska	11541 non-null	int64
44	genre_sleep	11541 non-null	int64
45	genre_soul	11541 non-null	int64

V rámci predspracovania dát sme boli nútení transformovať hodnoty v stĺpcoch 'explicit' a 'emotion' na číselné reprezentácie. Túto úlohu sme efektívne riešili pomocou mapovania, kde sme využili slovník (dict) s definovanými hodnotami pre príslušné stĺpce.

d. Rozdelenie dát na train, val a testovaciu množinu

Naše dáta sme rozdelili na trénovaciu, validačnú a testovaciu množinu v pomere 8:1:1.

e. Normalizovanie a škálovanie dát

Mnoho algoritmov strojového učenia konverguje rýchlejšie a dosahuje vyšší výkon, keď sú hodnoty vlastností štandardizované a na podobnom mierkovom rozpätí. Pre tento účel som využil nástroj `StandardScaler`, ktorý škáluje hodnoty tak, aby mali priemer rovný nule a štandardnú odchýlku rovnú jednej, pričom zároveň zachováva tvar pôvodnej distribúcie hodnôt. Toto škálovanie zabezpečuje konzistentnosť mierky všetkých číselných vlastností, čo napomáha efektívnemu trénovaniu modelu a jeho následnej interpretácii.

Na štandardizáciu trénovacieho datasetu som použil metódu `fit` implementovanú v `Scaler`-i. Pre validačný a testovací dataset som následne aplikoval iba metódu `transform` tohto už nastaveného `Scaler`-a.

f. Natrénovanie neurónovej siete

Na trénovanie neurónovej siete sme využili knižnicu Sklearn. Konkrétne sme sa rozhodli pre klasifikátor založený na viacvrstvovej perceptrónovej sieti (MLP). Aby sme dosiahli optimálne výsledky trénovania, bolo potrebné nastaviť konfiguráciu siete. V našom prípade sme definovali štruktúru so 4 skrytými vrstvami, ktoré obsahovali neuróny v nasledujúcom rozložení: 128, 128, 64 a 32.

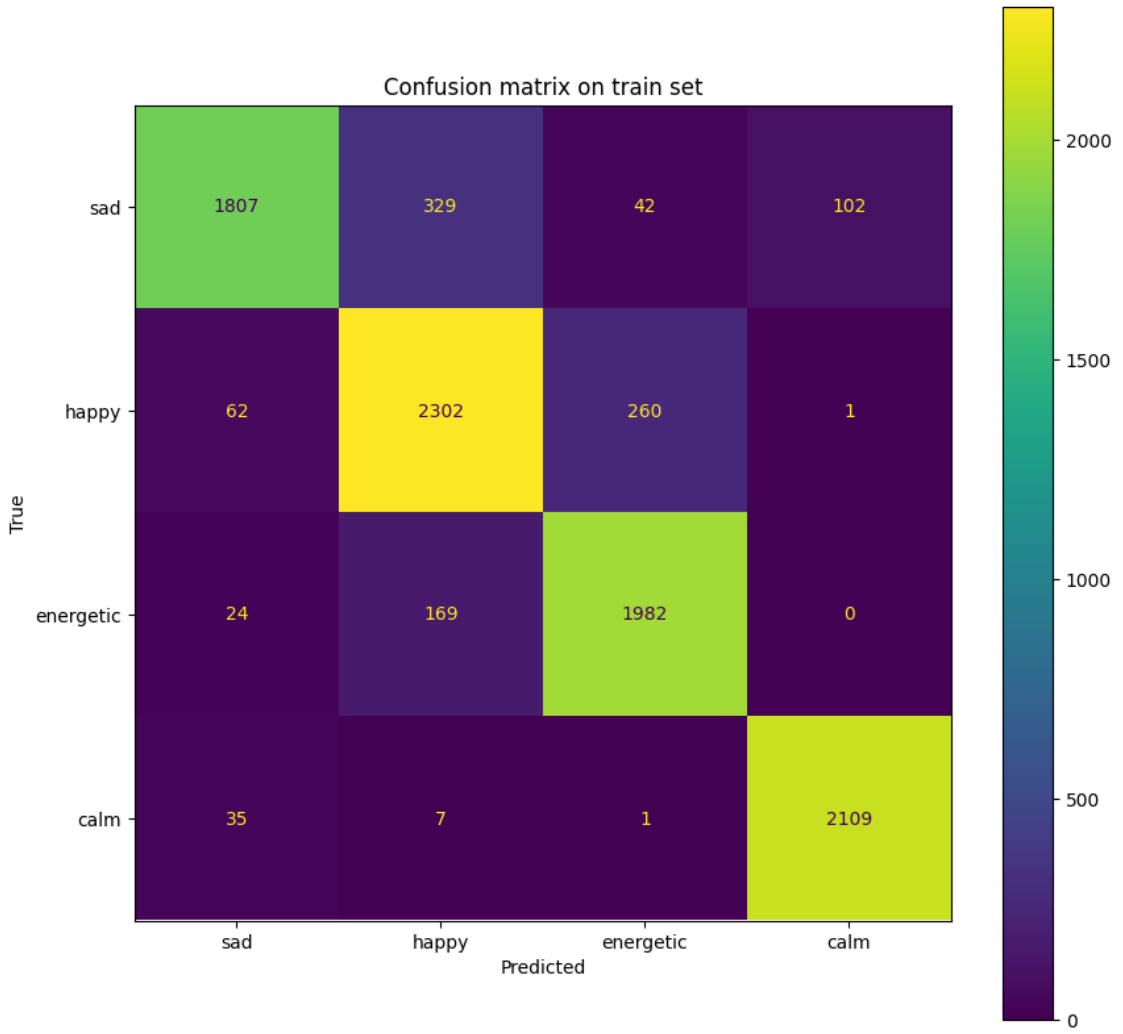
Za účelom zabezpečenia konzistentnosti výsledkov sme atribútu `random_state` pridelili preddefinovanú hodnotu `RANDOM_STATE`.

Maximálny počet iterácií trénovania bol tiež nastavený a pre prevenciu možného pretrénovania siete sme aktivovali funkciu skorého zastavenia trénovania (early_stopping) s hodnotou true. Táto funkcia efektívne zabraňuje nadmernému zvyšovaniu chyby pri validácii alebo prípadnej stagnácii v zlepšení.

Definovali sme tiež, že 20% trénovacích dát bude využitých ako validačná množina, čo sme špecifikovali v atribúte `validation_fraction`. Rýchlosť učenia, reprezentovaná hodnotou atribútu `learning_rate`, bola nastavená na 0.001. Táto hodnota určuje mieru, o akú sú váhy upravované v každej iterácii trénovania.

g. Výsledky trénovania

Z analýzy konfúznych matíc vyplýva, že trénovanie neurónovej siete bolo úspešné. Toto tvrdenie je podložené tým, že najvyššie frekvencie predikovaných hodnôt sa nachádzajú na hlavnej diagonále týchto matíc.

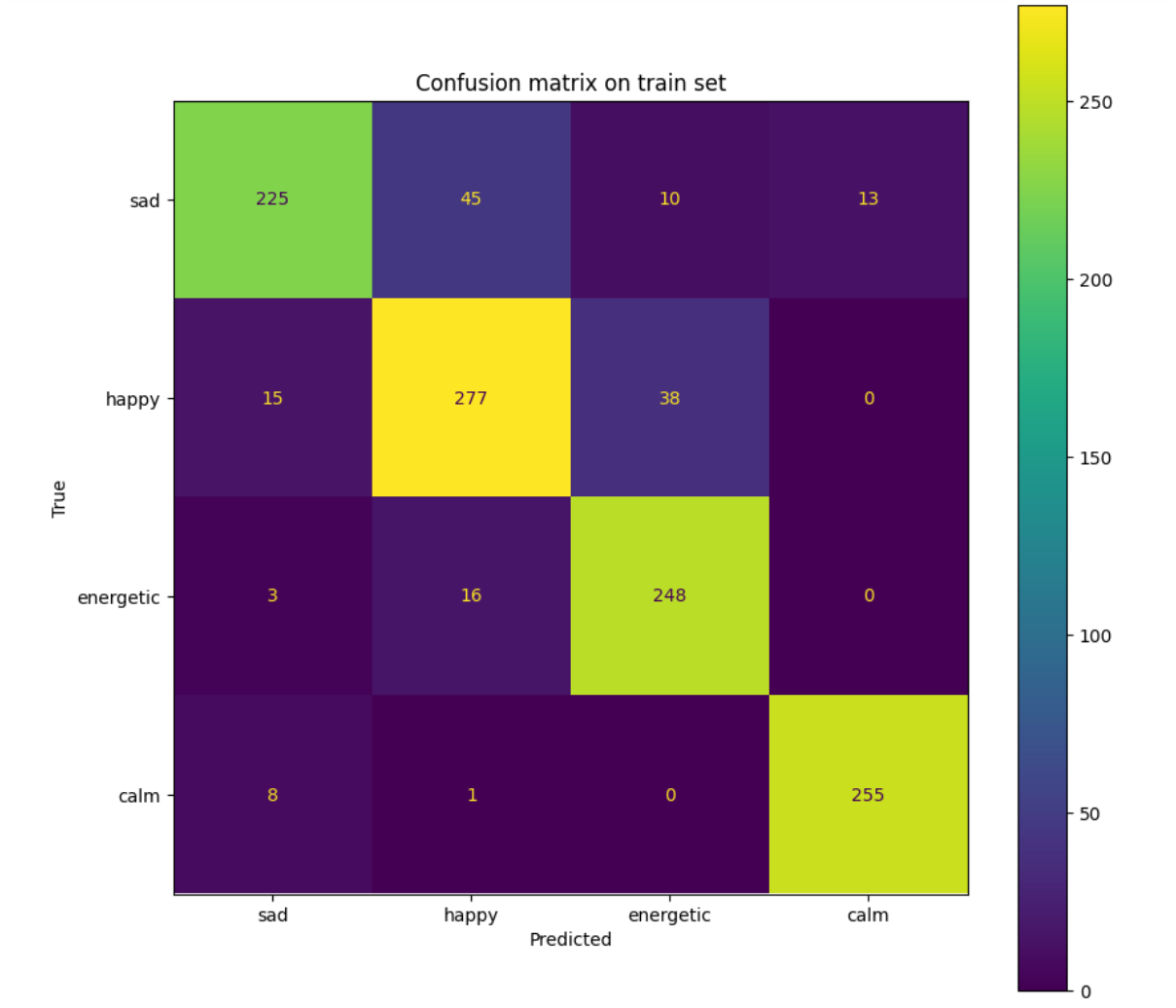


Analýza konfúznej matice pre trénovaciu množinu poskytuje nasledujúce zistenia:

- Emócia 'calm' bola správne predikovaná v 2109 prípadoch. Ostatné predikcie pre 'calm' boli nesprávne, konkrétne 35-krát bola predikovaná ako 'sad', 7-krát ako 'happy' a 1-krát ako 'energetic'.
- Emócia 'energetic' bola správne predikovaná v 1982 prípadoch. Nesprávne predikcie pre 'energetic' boli rozdelené nasledovne: 24-krát bola zamenená za 'sad', 169-krát za 'happy' a žiadny prípad nebol predikovaný ako 'calm'.
- Pre emóciu 'happy' bol správny počet predikcií 2302. Nesprávne predikcie sa rozdeľujú takto: 62-krát bola zmiešaná s 'sad', 260-krát s 'energetic' a 1-krát s 'calm'.
- 'Sad' bola správne identifikovaná v 1807 prípadoch. Chyby pri predikcii 'sad' boli: 329-krát bola zamieňaná za 'happy', 42-krát za 'energetic' a 102-krát za 'calm'.

Na základe výsledkov môžeme konštatovať, že najpresnejšia predikcia emócie v piesni bola v prípade emócie 'happy'. Nasledovala emócia 'calm' s druhou najvyššou presnosťou. Naopak, najnižšiu presnosť sme zaznamenali pri predikovaní emócie ‘sad’.

Neurónová sieť dosiahla celkovú presnosť približne 88%, konkrétne hodnotu 88.32%.



Výsledky z testovacej množiny boli v súlade s výsledkami z trénovacej množiny. Najpresnejšia klasifikácia bola dosiahnutá v kategórii 'radosti'. Celková úspešnosť predikcie na testovacej množine bola približne 86%, konkrétne 86.03%.

2. časť:

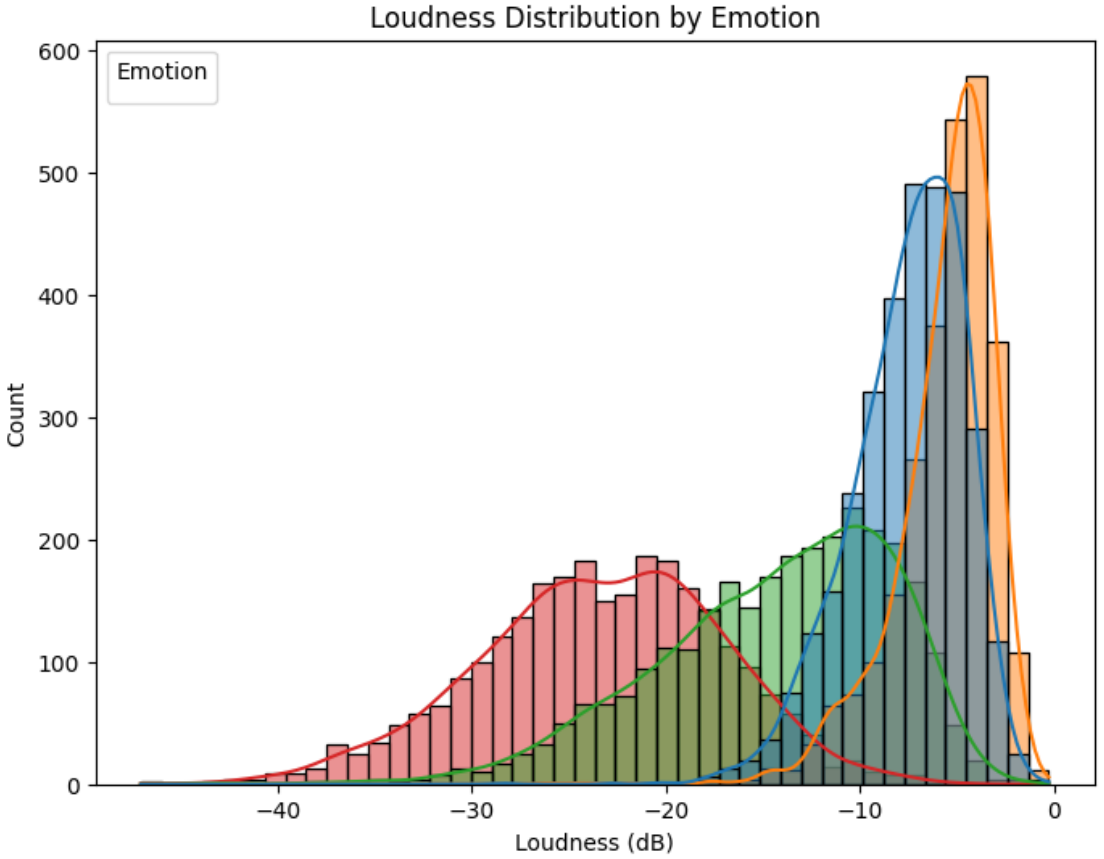
Analýza dát cez EDA.

a. Rozloženie vlastnosti ‘loudness’ podľa rôznych emócii v stĺpci ‘emotion’

Histogram zobrazuje rozloženie vlastnosti "loudness", ktoré je kategorizované podľa rôznych emócií v stĺpci "emotion" dátového súboru.

Stĺpce histogramu sú farebne kódované na základe "emotion" skladieb. To znamená, že uvidíte stĺpce rôznych farieb postavené na seba alebo vedľa seba v závislosti od rozloženia. Každá farba reprezentuje inú emóciu, ako je "sad", "happy", energetic" alebo "calm".

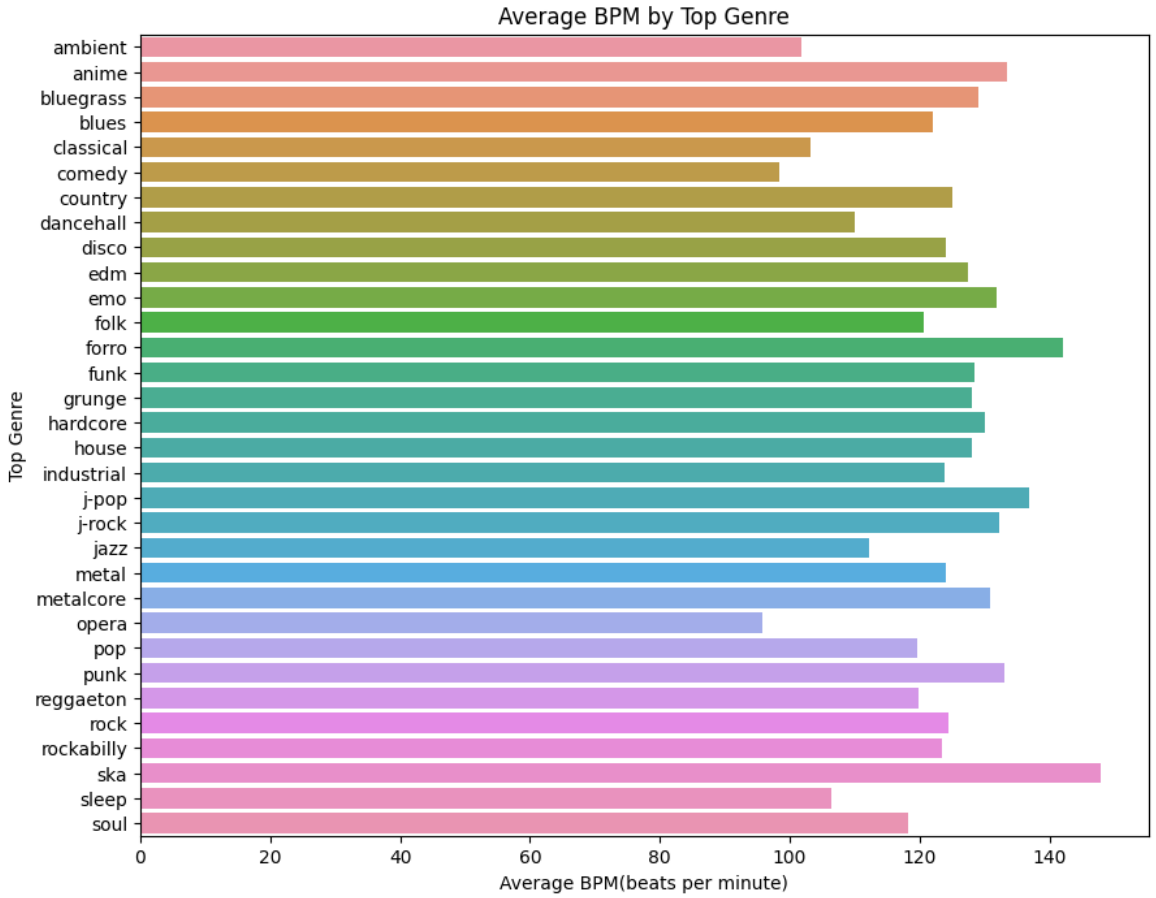
Keďže je kde=True, uvidíte aj krivky hustoty (odhad hustoty jadra) pre každú emóciu nad stĺpcami. Tieto krivky poskytujú vyhladené zobrazenie rozloženia dát.



b. Priemerné tempo (v BPM) skladieb, zoskupených podľa ‘top_genre’

Graf je horizontálny stĺpcový diagram, ktorý zobrazuje priemerné tempo (v úderoch za minútu, alebo BPM) skladieb, zoskupených podľa ich "hlavného žánru".

Každý horizontálny stĺpec na diagrame reprezentuje priemerné tempo pre konkrétny žáner. Dĺžka stĺpca zodpovedá priemernej hodnote BPM. Napríklad dlhší stĺpec pre konkrétny žáner naznačuje vyššie priemerné BPM pre skladby v tomto žánre, čo znamená, že skladby v tomto žánre sú vo všeobecnosti rýchlejšie.



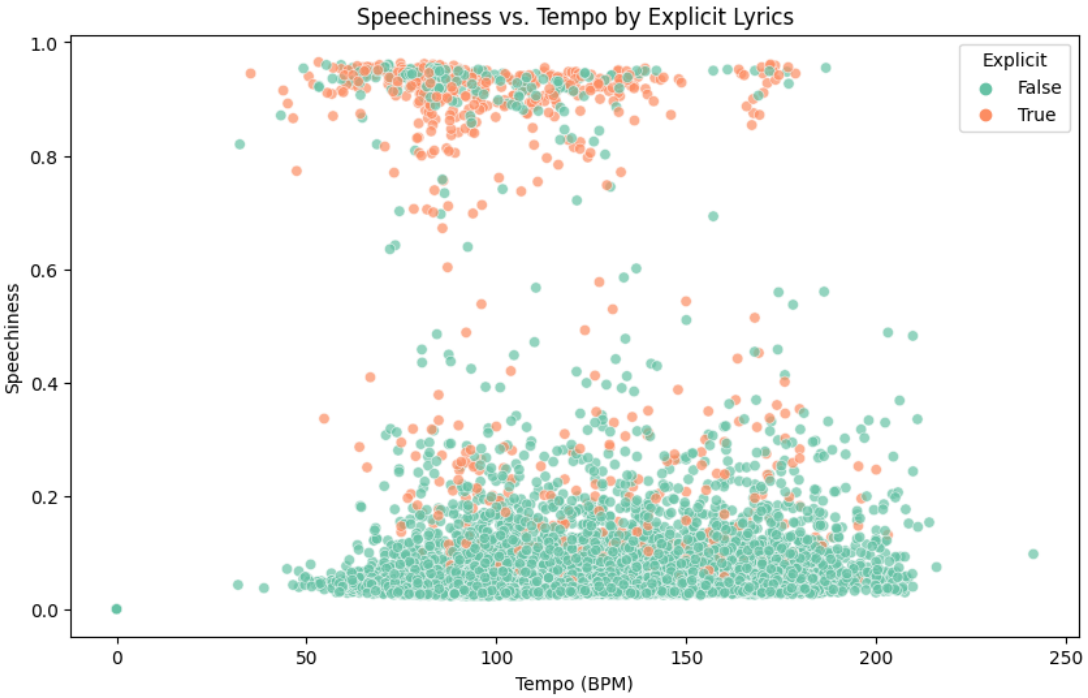
rýchlejšie skladby, zatiaľ čo žánre s kratšími stĺpcami naznačujú pomalšie skladby.

Ak je v dĺžkach stĺpcov výrazná variabilita, naznačuje to, že rôzne žánre majú výrazné charakteristiky tempa. Naopak, ak sú mnohé stĺpce

podobnej dĺžky, naznačuje to, že priemerné tempo je pomerne konzistentné naprieč týmito žánrami.

c. Vzťah medzi tempom a speechiness skladieb plus explicitné texty

Graf poskytuje bodový diagram, ktorý ukazuje vzťah medzi tempom a speechiness skladieb, pričom zároveň zvýrazňuje, ktoré skladby majú explicitné texty.
Každý bod na bodovom diagrame reprezentuje jednotlivú skladbu z databázy. Jeho pozícia je určená jej tempom (x-ová súradnica) a ‘speechiness’ (y-ová súradnica).
Farba každého bodu označuje, či skladba má explicitné texty. Paleta 'Set2' poskytuje odlišné farby pre rôzne hodnoty atribútu 'explicit'. Napríklad, skladby s explicitnými textami môžu byť ofarbené inak než skladby bez explicitných textov.



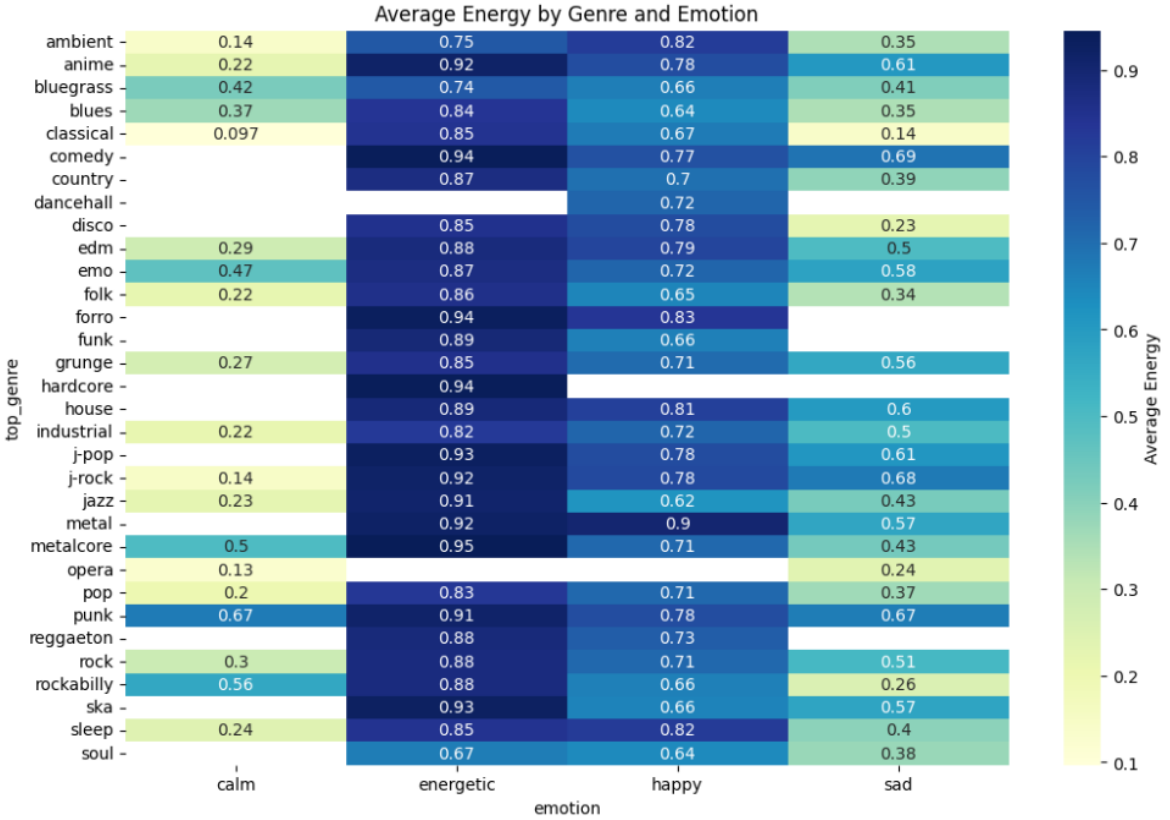
Zhrnutie nám umožňuje vidieť rozloženie skladieb z hľadiska ich tempa a speechiness.
Diferenciácia farieb (na základe explicitných textov) poskytuje vhľady do toho, či skladby s explicitným obsahom majú nejakú koreláciu s tempom alebo ‘speechiness’.

Napríklad, ak sú väčšina explicitných skladieb zoskupené v špecifickom regióne (napríklad vysoké tempo a vysoká speechiness), naznačuje to, že skladby s explicitnými textami sú zvyčajne rýchle a podobné reči. Naopak, ak sú explicitné skladby rovnomerne rozložené po celom bodovom diagrame, indikuje to, že neexistuje silný vzťah medzi explicitným obsahom a týmito dvoma vlastnosťami.

d. Priemerná energia skladieb na základe kombinácie top_genre a emotion

Kontingenčná tabuľka (pivot_data) preusporiada údaje v df_eda tak, aby sumarizovala priemernú energiu skladieb na základe kombinácie ‘top_genre’ a ‘emotion’.

Farby v tepelnej mape, určené parametrom cmap='YlGnBu', reprezentujú priemerné energetické úrovne. Tmavšie odtiene značia vyššie energetické úrovne, zatiaľ čo svetlejšie odtiene indikujú nižšie energetické úrovne. Presné mapovanie farieb na energetické úrovne je možné odvodzovať z farebnej lišty na boku tepelnej mapy.

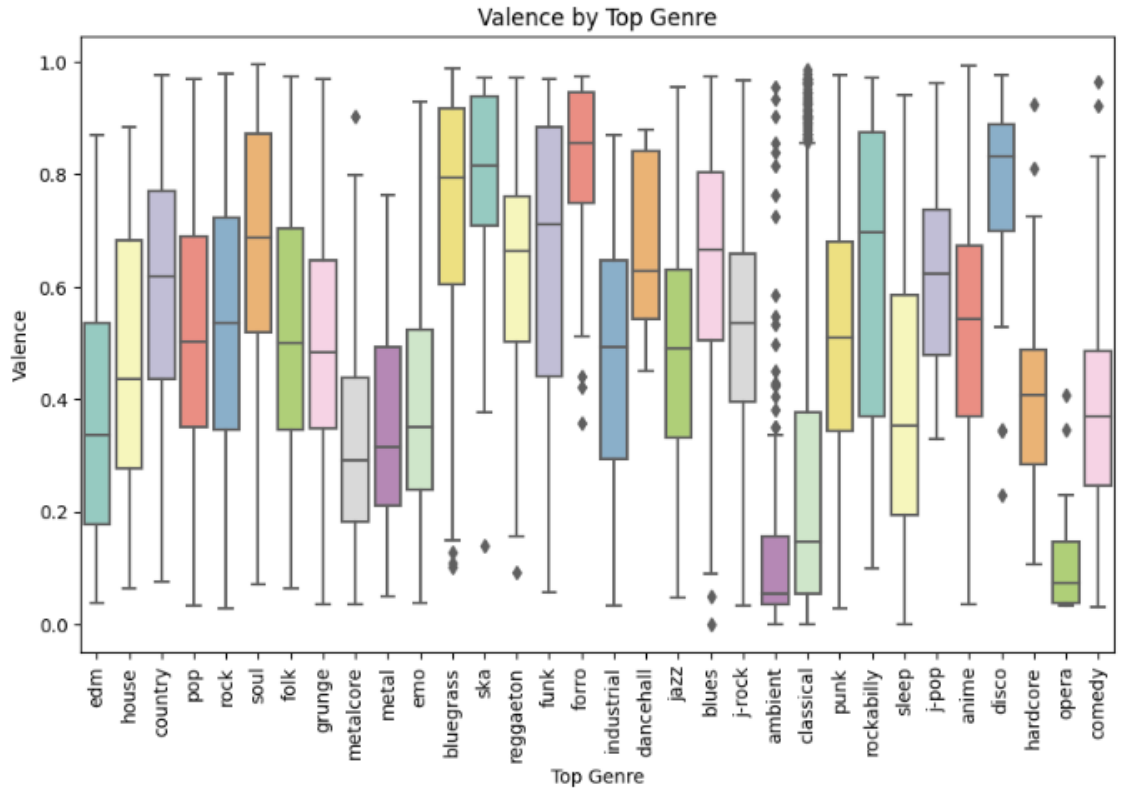


Táto tepelná mapa umožňuje divákom rýchlo pochopiť, ako sa priemerná energia skladieb líši v rôznych top_genre a emotion. Na prvý pohľad je možné identifikovať, ktoré kombinácie 'top_genre'-'emotion' majú najvyššiu alebo najnižšiu priemernú energiu, čo umožňuje lepšie pochopenie charakteristík skladieb v databáze.

e. Distribúcia hodnôt 'valence' naprieč rôznymi 'top_genre'

Môžeme vidieť boxplot, ktorý je štandardizovaným spôsobom zobrazenia distribúcie dát na základe päťčíselného súhrnu: minimum, prvý kvartil (Q1), medián, tretí kvartil (Q3) a maximum.
Pre každý žáner na x-ovej osi je na y-ovej osi príslušný box, ktorý zobrazuje distribúciu hodnôt valence pre skladby v tomto žánri.
Komponenty boxu sú:

- Spodná čiara boxu: Zastupuje prvý kvartil (Q1) dát, alebo 25. percentil.
- Horná čiara boxu: Zastupuje tretí kvartil (Q3) dát, alebo 75. percentil.
- Čiara vnútri boxu: Zastupuje medián (alebo 50. percentil) dát.
- Fúzy (čiary rozprestierajúce sa nad a pod boxom): Zvyčajne reprezentujú rozsah, v ktorom padajú väčšina dátových bodov, zvyčajne do 1,5-násobku medzikvartilového rozsahu (Q3-Q1) nad Q3 a pod Q1.
- Body mimo fúzov: Sú často považované za odľahlé hodnoty, alebo dátové body, ktoré padajú mimo typického rozsahu dát.



Tento graf vizualizuje distribúciu hodnôt valence naprieč rôznymi top_genre. Skúmaním boxov môžete vidieť, ako sa valence líši podľa žánru, ktoré žánre majú skladby, ktoré sú pozitívnejšie, a ktoré majú skôr negatívne skladby. Rozpätie boxov a odľahlé hodnoty navyše môžu poskytnúť vhľad do variability valence v rámci každého žánru.

3. časť: Výsledky trénovania neurónovej siete (Pytorch)

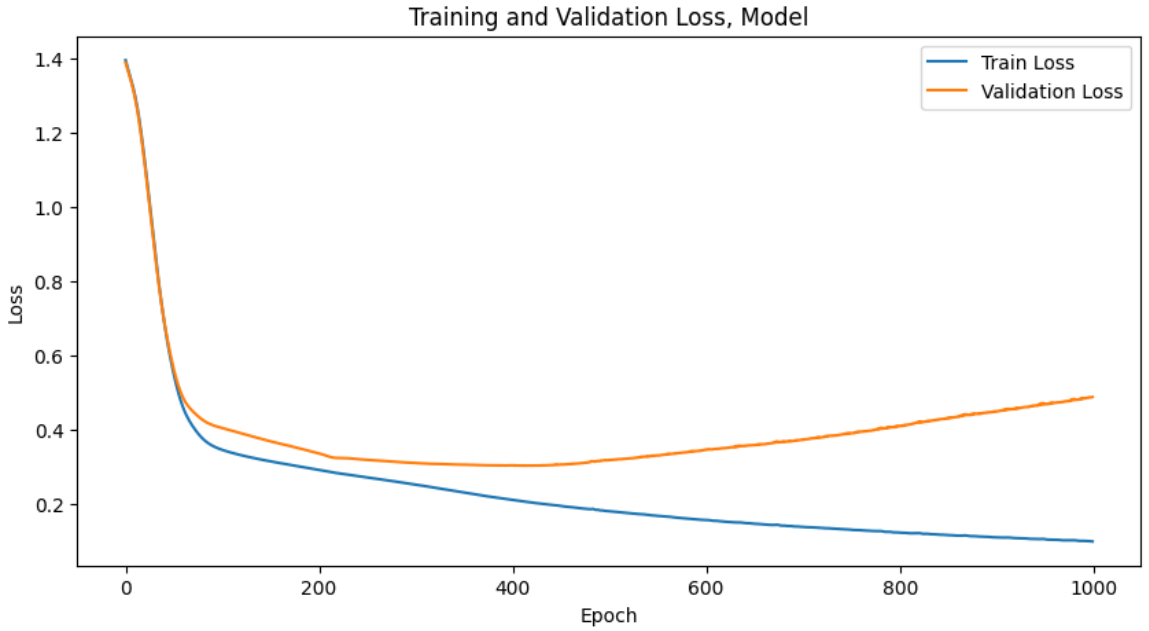
a. Pretrénovanie siete

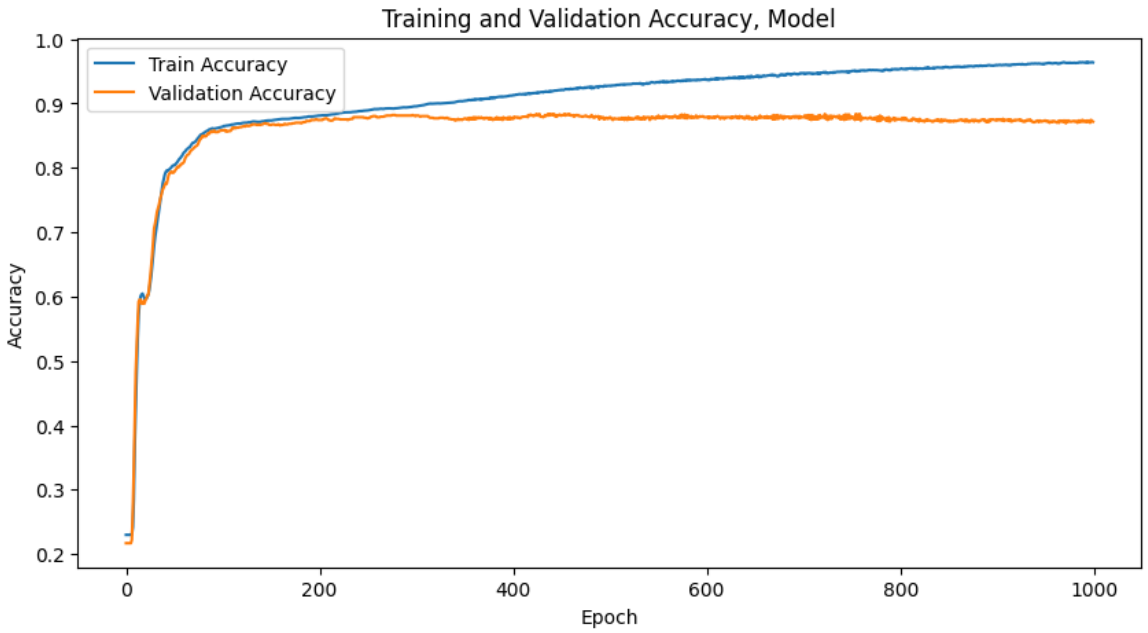
Pre pretrénovanie siete sme zvolili tieto parametre:

Architektúra siete

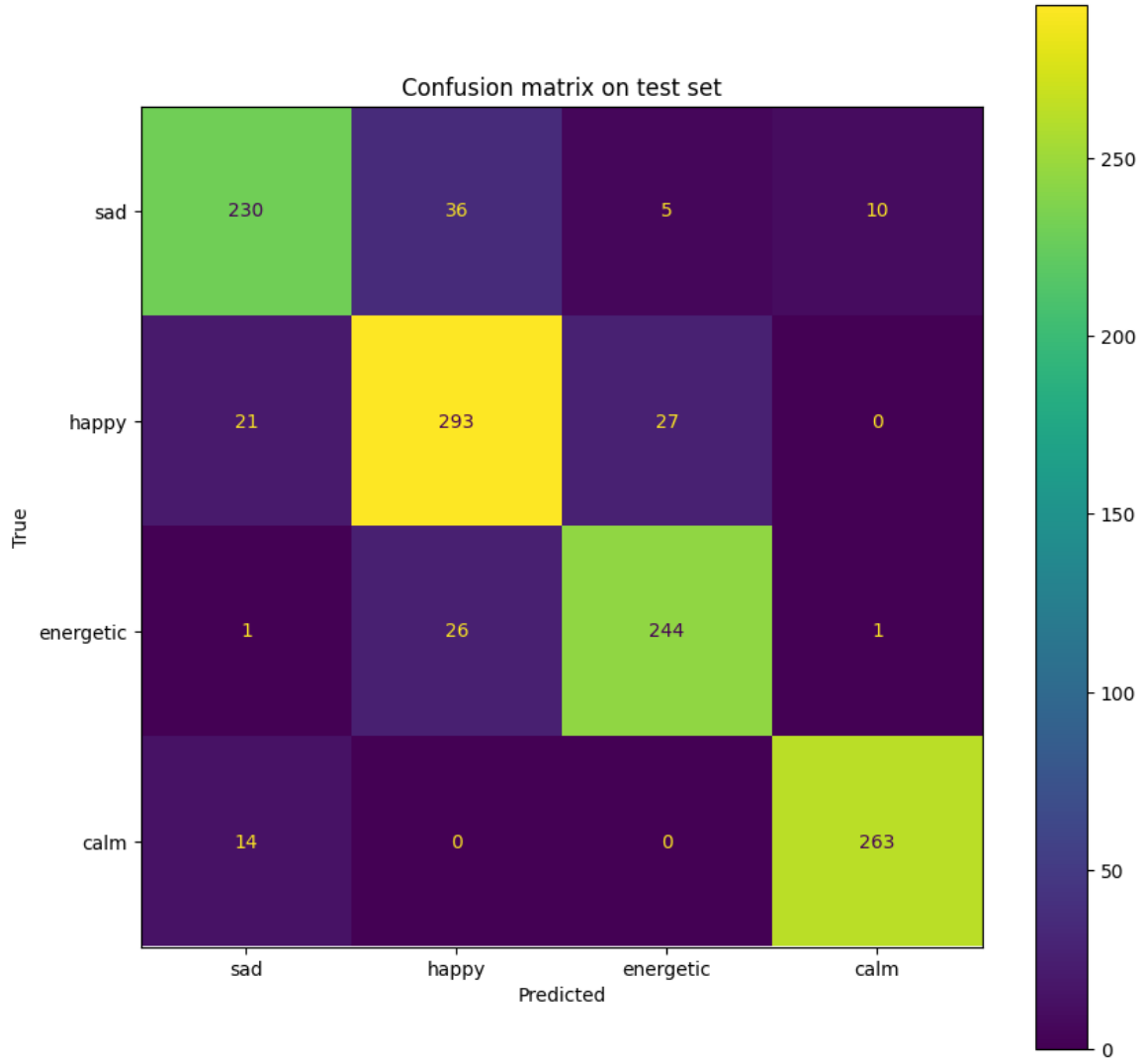
- vstupná vrstva, 3 skryté vrstvy, výstupná vrstva
    - vstupná vrstva tvorí rovnaký počet neurónov, aký je počet stĺpcov po predspracovaní datasetu
    - pre skryté vrstvy sme zvolili aktivačnú funkciu ReLU
    - počty neurónov v skrytej vrstve je 128, 64, 32
    - výstupnú vrstvu tvorí rovnaký počet neurónov, ako je pozorovaných hodnôt (4 emotion)
    - pre výstupnú vrstvu sme zvolili aktivačnú funkciu softmax
- kritériálna funkcia - ‘categorical_crossentropy’
- použitý solver - Adam, learning rate 0.001
- použité dáta - trénovacie 80%, validačné 10%, testovacie 10%
- počet epoch - 1000

Z grafov vyhodnotenia úspešnosti a priebehu trénovania môžeme vidieť, že na začiatku (v epoche 0) sú obidve straty - trénovacia aj validačná - vysoké, čo značí, že model sa ešte veľa nenaučil.
Modrá čiara predstavuje rýchly pokles trénovacej straty, čo ukazuje rýchle učenie modelu na začiatku. Oranžová čiara, reprezentujúca validačnú stratu, najprv klesá, ale neskôr sa stabilizuje alebo mierne zvyšuje, čo môže naznačovať prispôsobenie sa trénovacím dátam. Rozdiel medzi trénovacou a validačnou stratou sa s časom zväčšuje, čo je znakom pretrénovania. Model sa stáva príliš špecializovaným na trénovacie dáta, čo môže ovplyvniť jeho výkon na nových dátach.





Úspešnosť na trénovacích dát je 96.50%, validačných dát 87.62%, testovacích dát 85.82%.



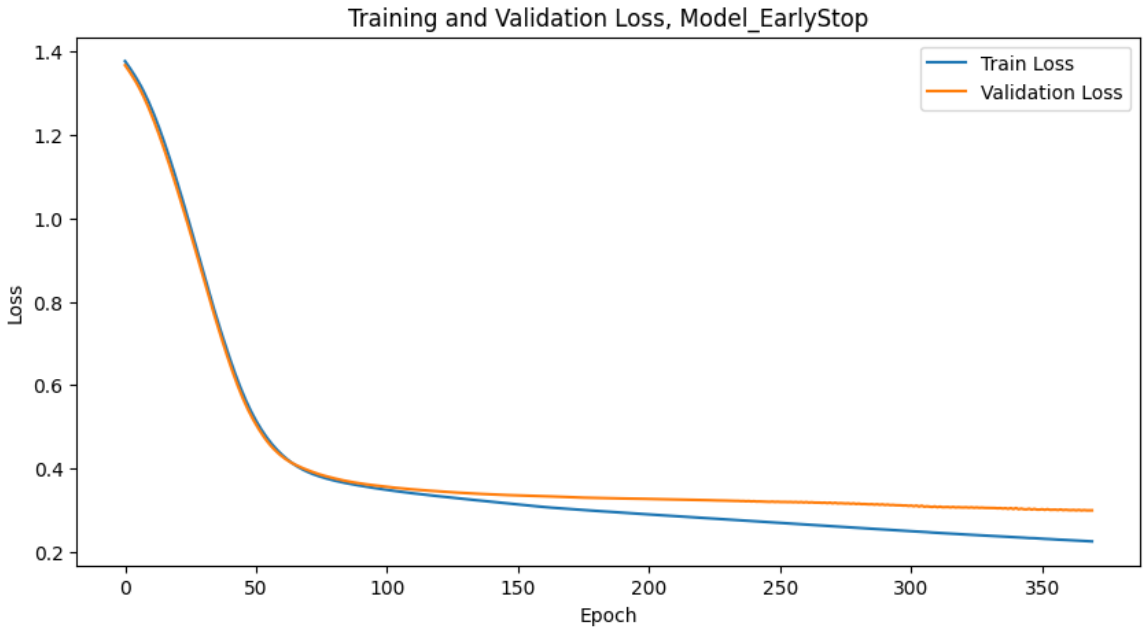
b. Používanie EarlyStoppingu

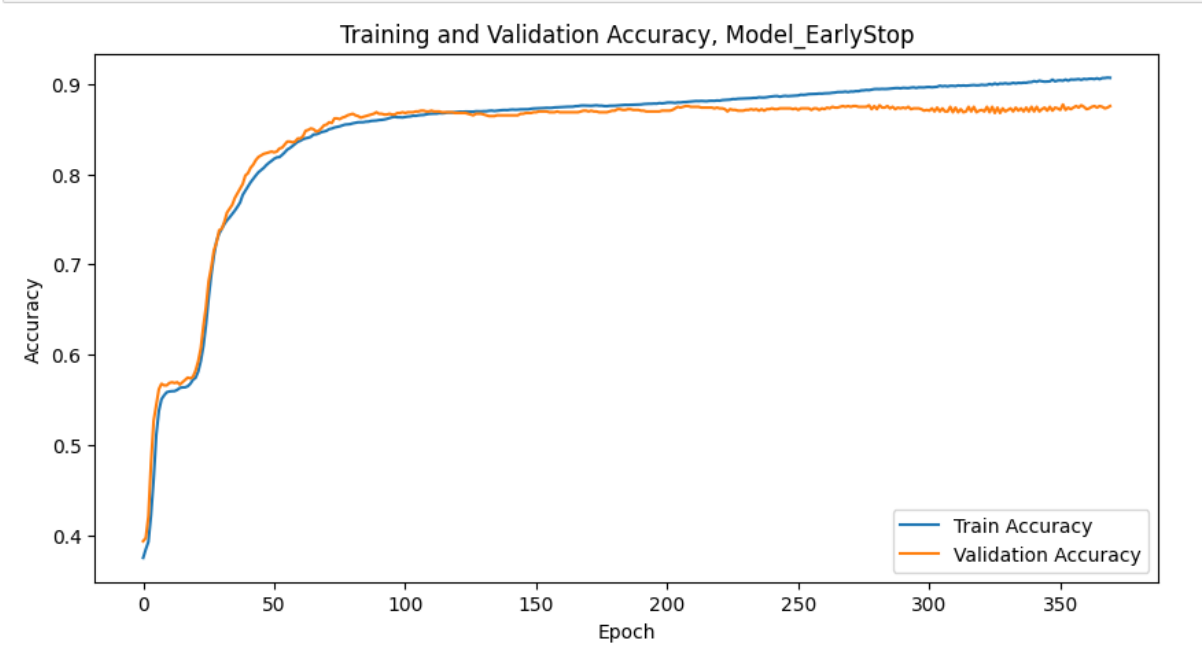
Aby sme predišli pretrénovaniu siete bolo potrebné používať early stopping s parametrami:

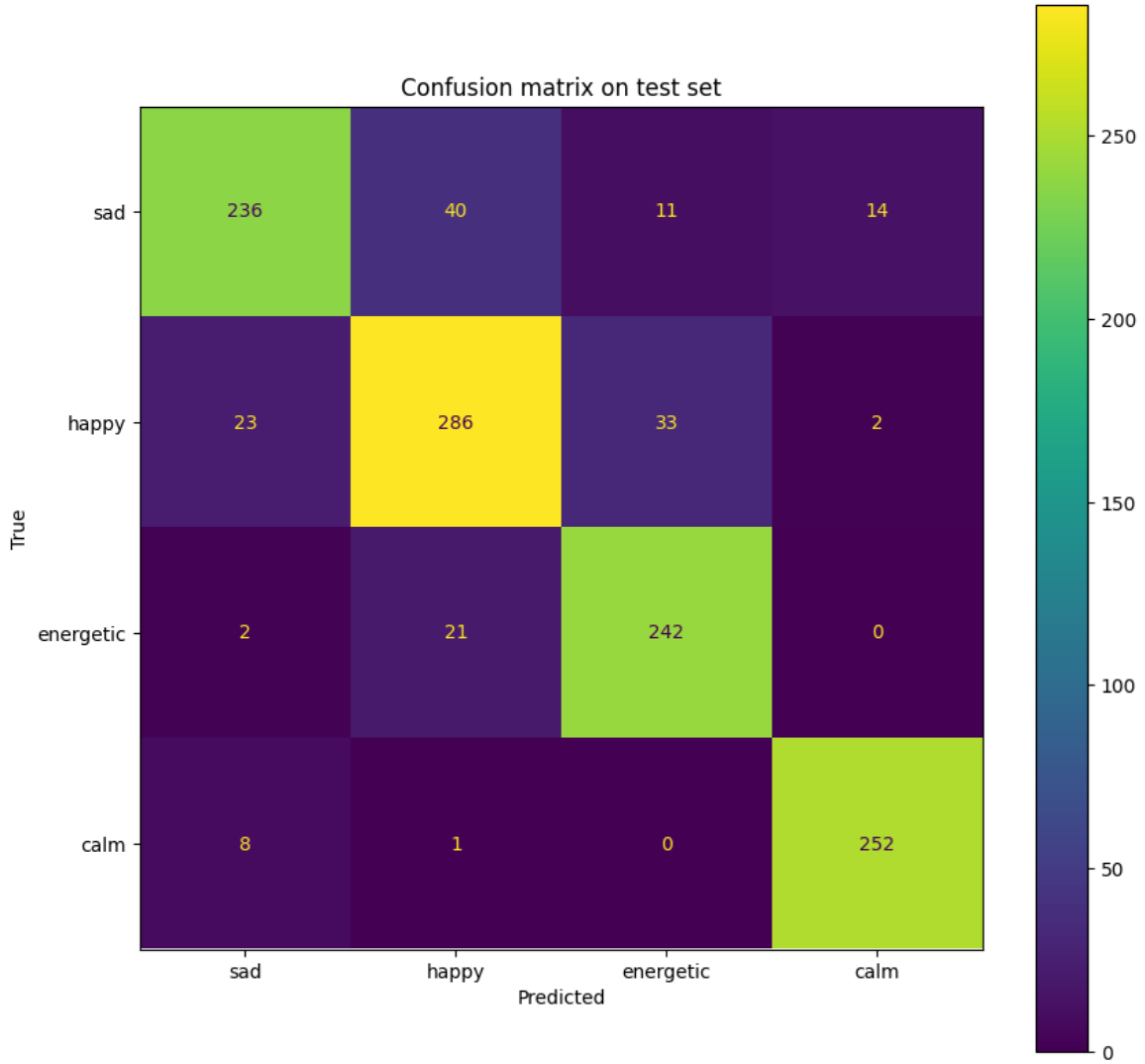
- monitorovaná hodnota - val_loss
- počet nezmenených výsledkov pre zastavenie - 12

- obnovenie najlepších váh - true

Úspešnosť vyhodnotenia po zavedení early stoppingu bola na trénovacích dát je 90.64%, validačných dát 87.53%, testovacích dát 86.76%.



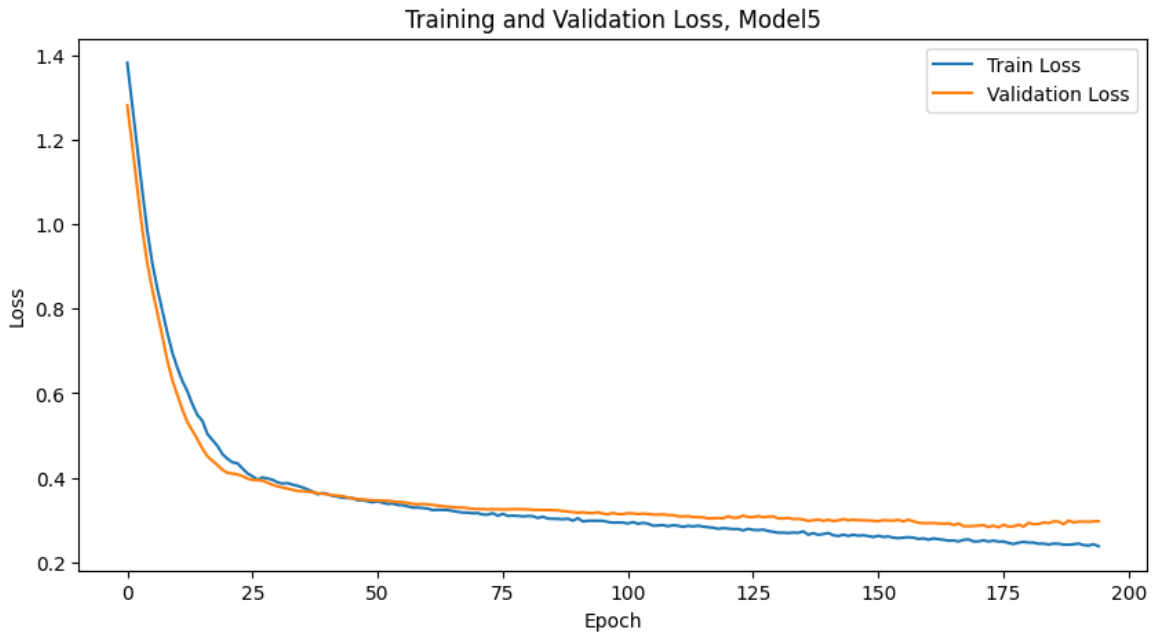


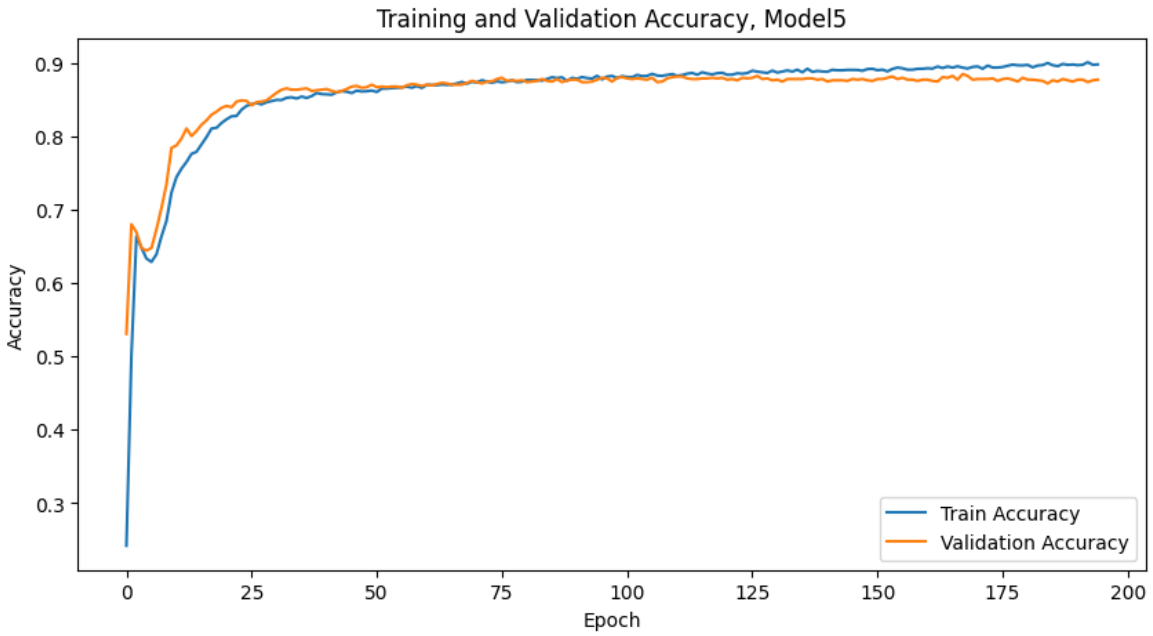

Confusion matrix on test set
sad
happy
energetic
calm
True
Predicted
236
40
11
14
23
286
33
2
2
21
242
0
8
1
0
252
250
200
150
100
50
0

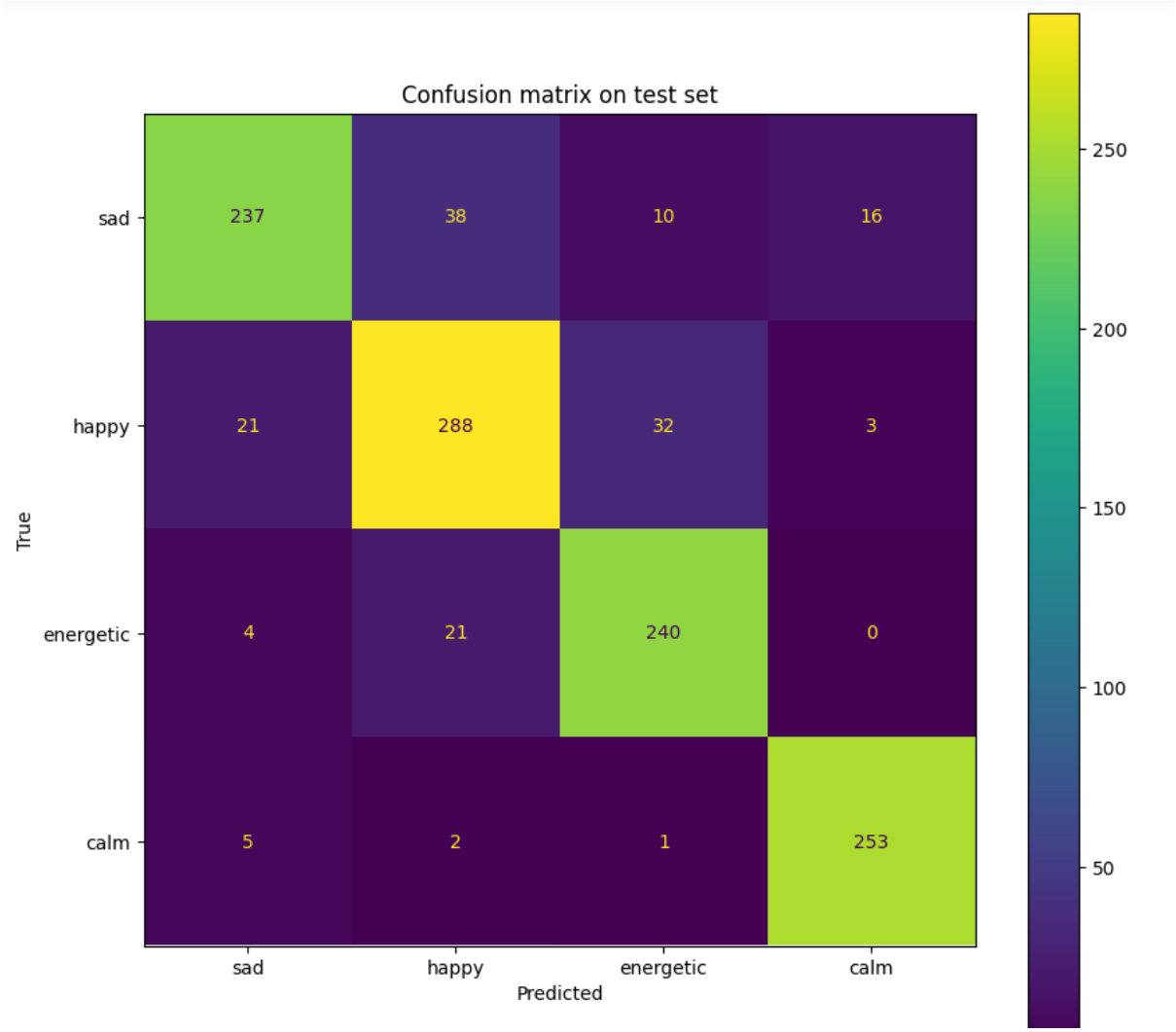
c. Zmena parametrov siete

Model	Skryté vrstvy	Počet neurónov	Param rýchlosti učenia	Early stopping patience	Dropout	Epoch	Úspešnosť train/test
1.	4	[128,64, 64,32]	0.001	10	0.5	1000	87.31%/ 85.91%
2.	2	[64,32]	0.01		0.3	300	89.89%/ 86.34%
3.	3	[128,64, 32]	0.1	6	0.5	1000	80.40%/ 79.50%
4.	2	[64, 32]		10	0.3	300	87.61%/ 85.65%
5.			0.01	20	0.2	400	90.57%/ 86.93%

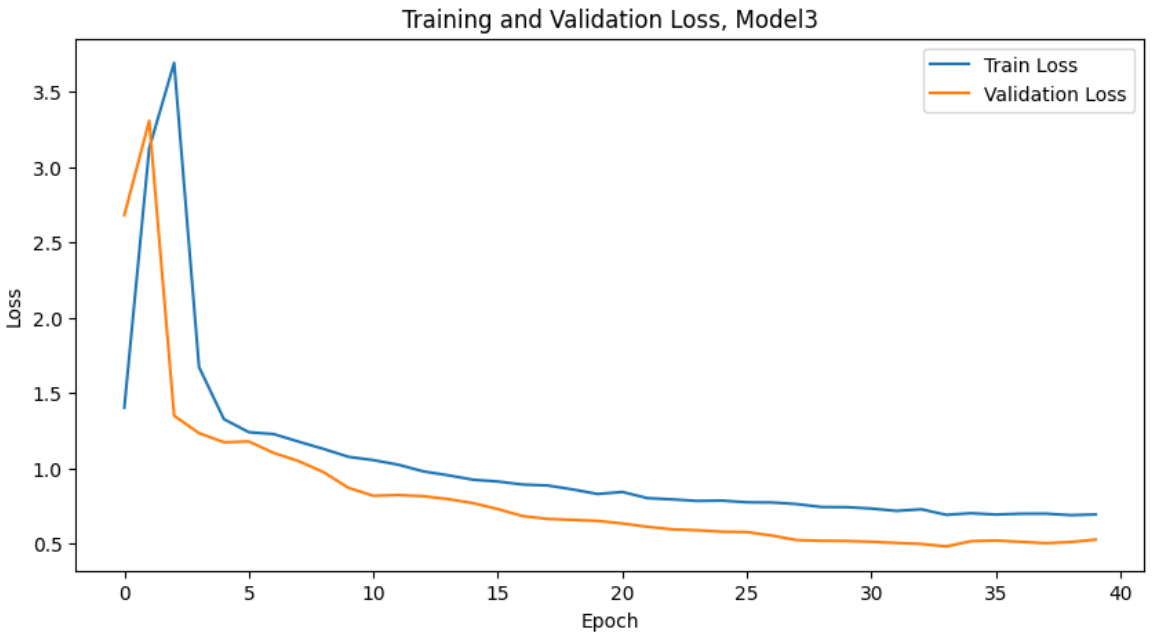
Grafy a konfúzna matica na najlepšie vyhodnotenom testovaní (model 5):

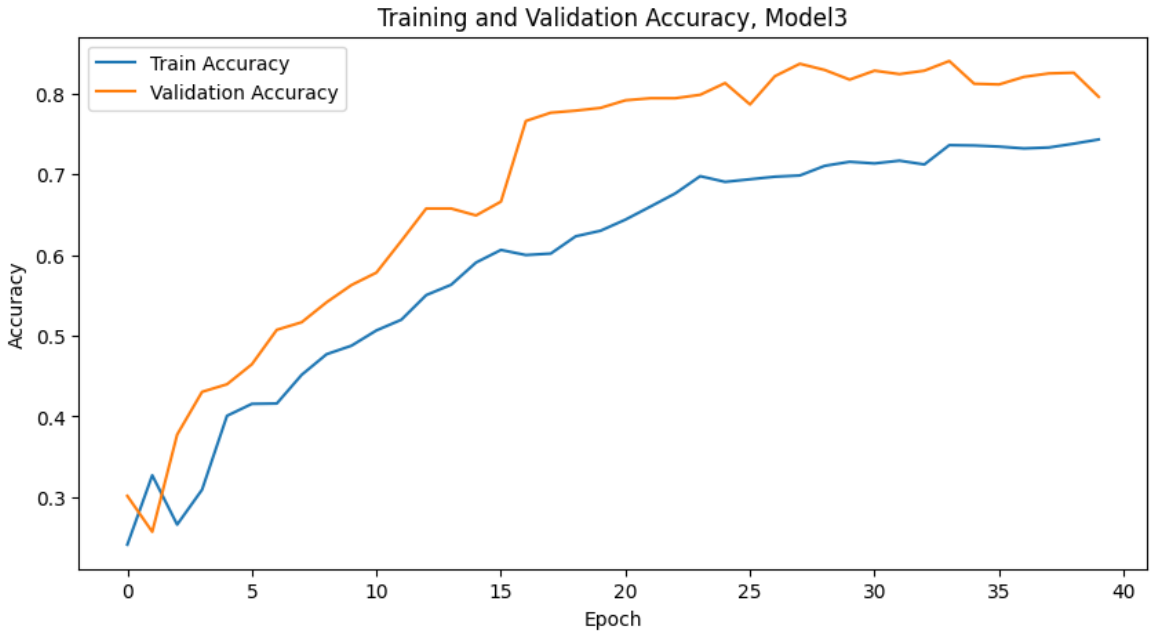


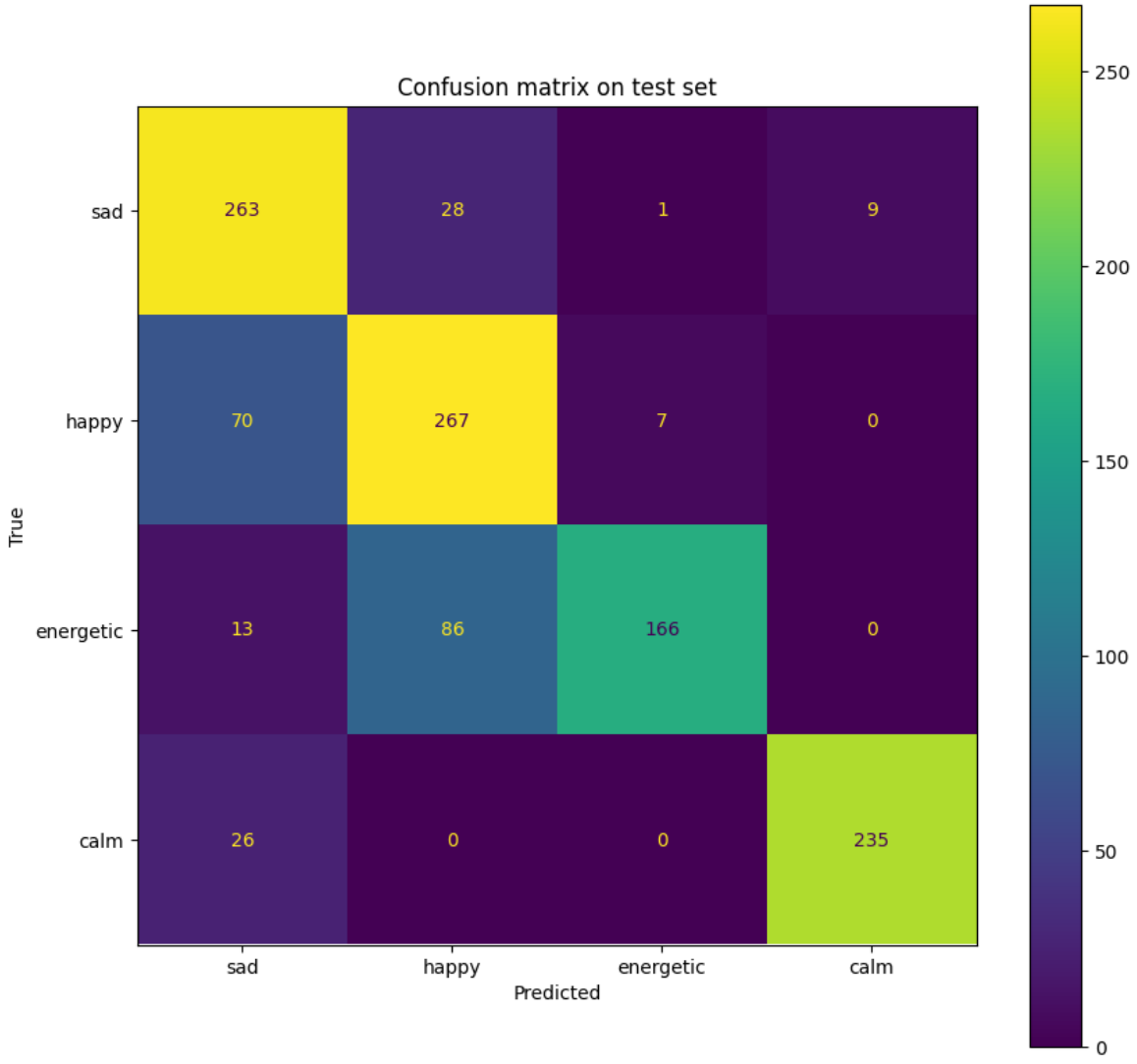

Training and Validation Accuracy, Model5
Accuracy
Epoch
Train Accuracy
Validation Accuracy
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0
25
50
75
100
125
150
175
200


Confusion matrix on test set
True
Predicted
sad
happy
energetic
calm
237
38
10
16
21
288
32
3
4
21
240
0
5
2
1
253
250
200
150
100
50

Grafy a konfúzna matica na najhoršie vyhodnotenom testovaní (model 5):







4. časť: Bonus

a. Používanie grid search

V ďalšej úlohe sme boli poverení využitím metódy Grid Search s cieľom identifikovať optimálne hyperparametre pre náš model. Ako nástroj pre túto úlohu som, v kontexte môjho modelu založeného na Pytorch, využil knižnicu 'tune' z balíka 'ray'. Základný model mal nastavený early stopping na true s patience 5, monitorovaná hodnota bola val_loss.

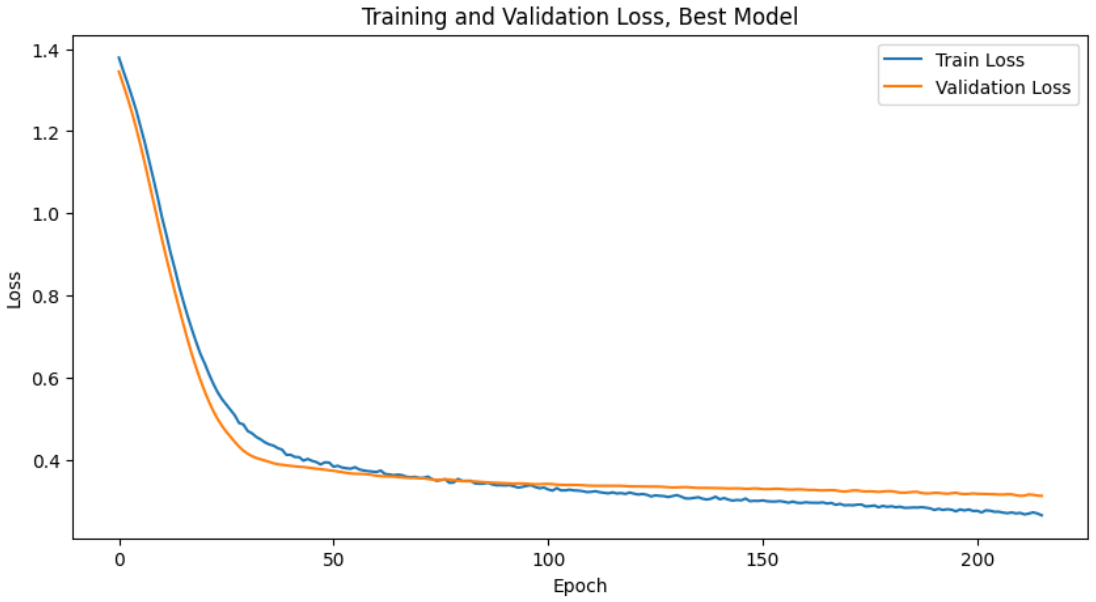
Kombinacia hyperparametrov:

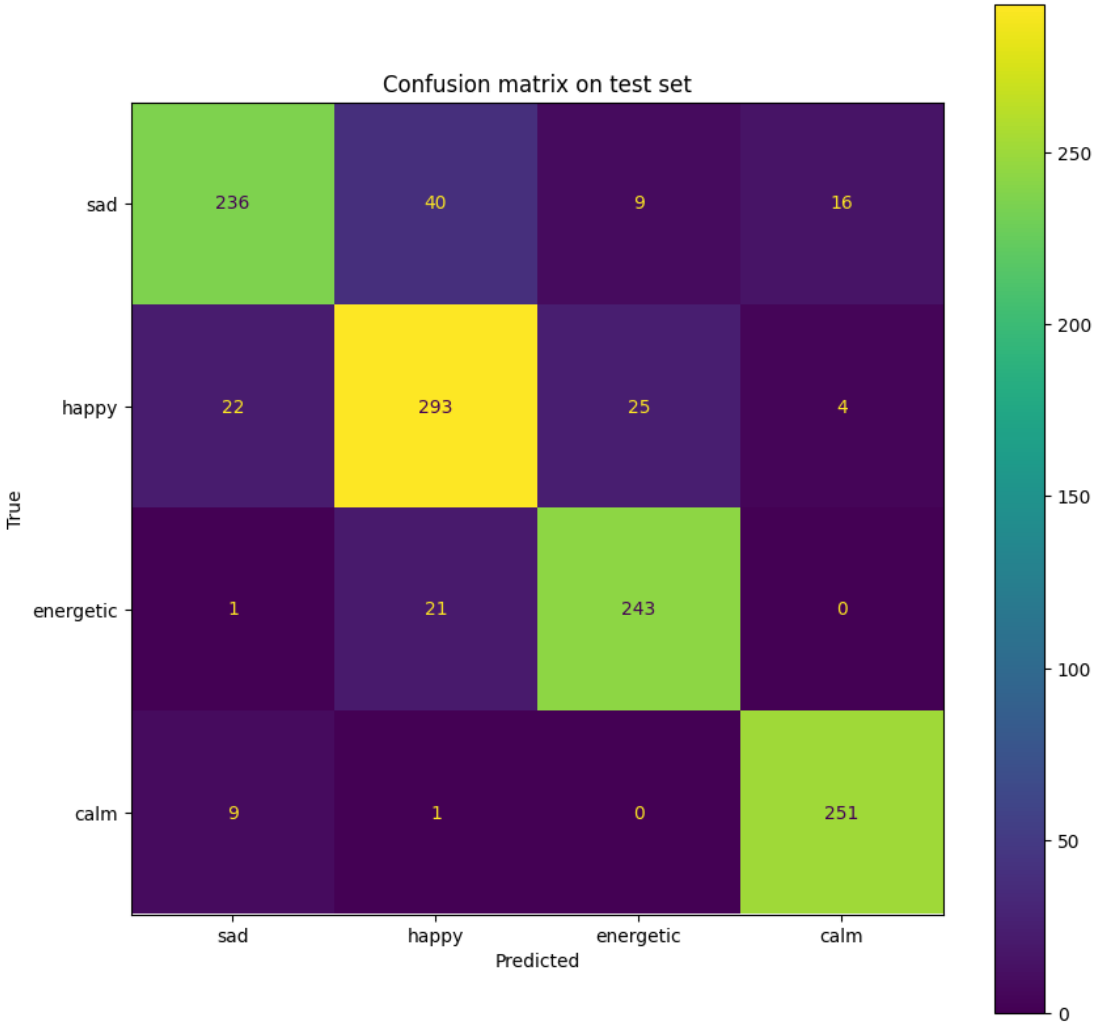
- learning rate: [0.001, 0.01, 0.1]
- skryté vrstvy: [128, 64, 32], [256, 128, 64], [512, 256, 128]
- dropout: [0.3, 0.2, 0.5]
- epochy: 500

V nasledujúcom obrázku sú prezentované hodnoty 'val_loss' pre všetky skúšané kombinácie hyperparametrov. Dáta sú zotriedené podľa hodnoty 'val_loss', čo nám umožňuje identifikovať, ktoré kombinácie hyperparametrov vedú k najlepším a najhorším modelom.

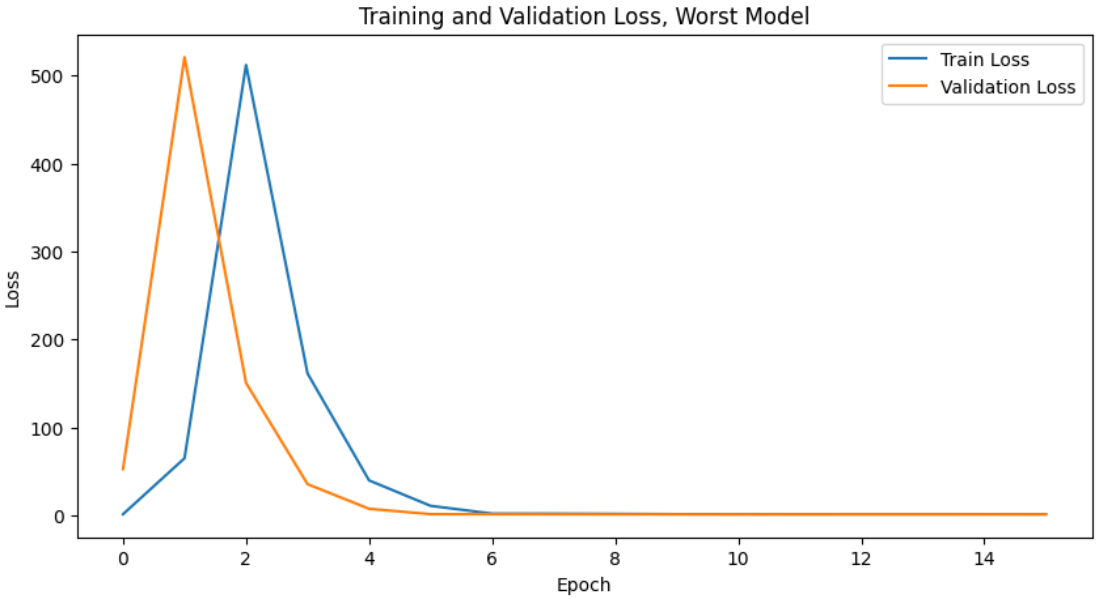
trial_id	config/lr	config/hidden_layer_sizes	config/dropout_prob	val_loss
6522b_00004	0.001	[256, 128, 64]	0.2	0.296244
6522b_00015	0.010	[512, 256, 128]	0.3	0.308377
6522b_00014	0.010	[256, 128, 64]	0.5	0.311617
6522b_00006	0.001	[512, 256, 128]	0.3	0.313592
6522b_00009	0.010	[128, 64, 32]	0.3	0.315158
6522b_00013	0.010	[256, 128, 64]	0.2	0.318332
6522b_00010	0.010	[128, 64, 32]	0.2	0.318377
6522b_00007	0.001	[512, 256, 128]	0.2	0.319893
6522b_00016	0.010	[512, 256, 128]	0.2	0.321054
6522b_00012	0.010	[256, 128, 64]	0.3	0.321404
6522b_00011	0.010	[128, 64, 32]	0.5	0.322975
6522b_00008	0.001	[512, 256, 128]	0.5	0.327663
6522b_00003	0.001	[256, 128, 64]	0.3	0.329009
6522b_00000	0.001	[128, 64, 32]	0.3	0.334247
6522b_00001	0.001	[128, 64, 32]	0.2	0.338100
6522b_00005	0.001	[256, 128, 64]	0.5	0.338960
6522b_00002	0.001	[128, 64, 32]	0.5	0.343926
6522b_00018	0.100	[128, 64, 32]	0.3	0.381548
6522b_00021	0.100	[256, 128, 64]	0.3	0.453785
6522b_00019	0.100	[128, 64, 32]	0.2	0.456178
6522b_00020	0.100	[128, 64, 32]	0.5	0.491153
6522b_00017	0.010	[512, 256, 128]	0.5	0.535887
6522b_00022	0.100	[256, 128, 64]	0.2	0.720243
6522b_00023	0.100	[256, 128, 64]	0.5	0.875835
6522b_00025	0.100	[512, 256, 128]	0.2	1.053185
6522b_00024	0.100	[512, 256, 128]	0.3	1.265706

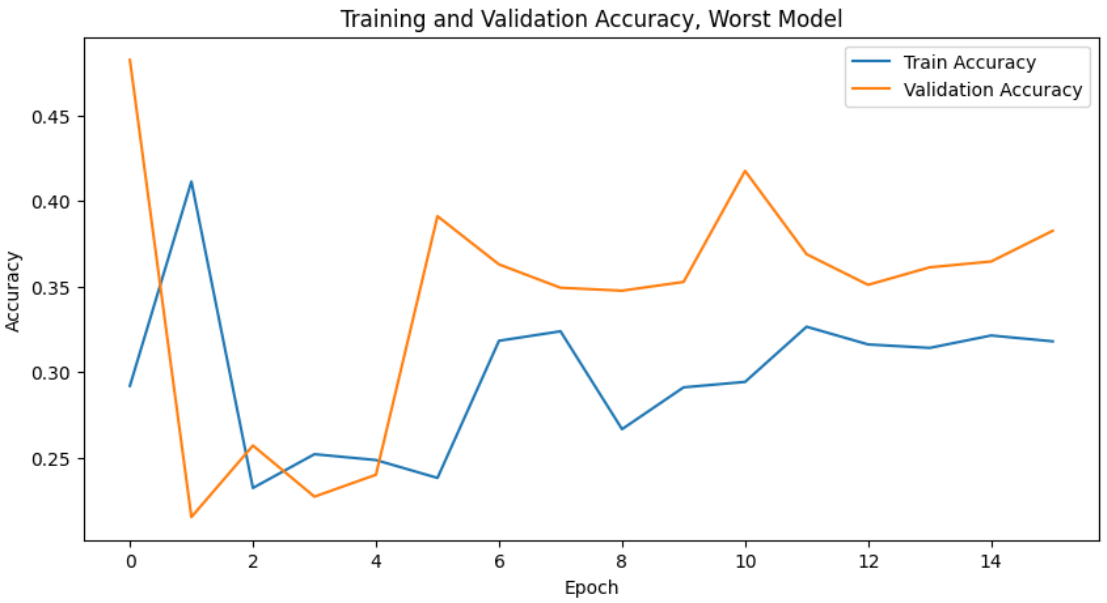
Úspešnosť vyhodnotenia na najlepší model je 89.66% na trénovacích dát a 87.36% na testovacích dát.
Grafy a konfúzna matica:

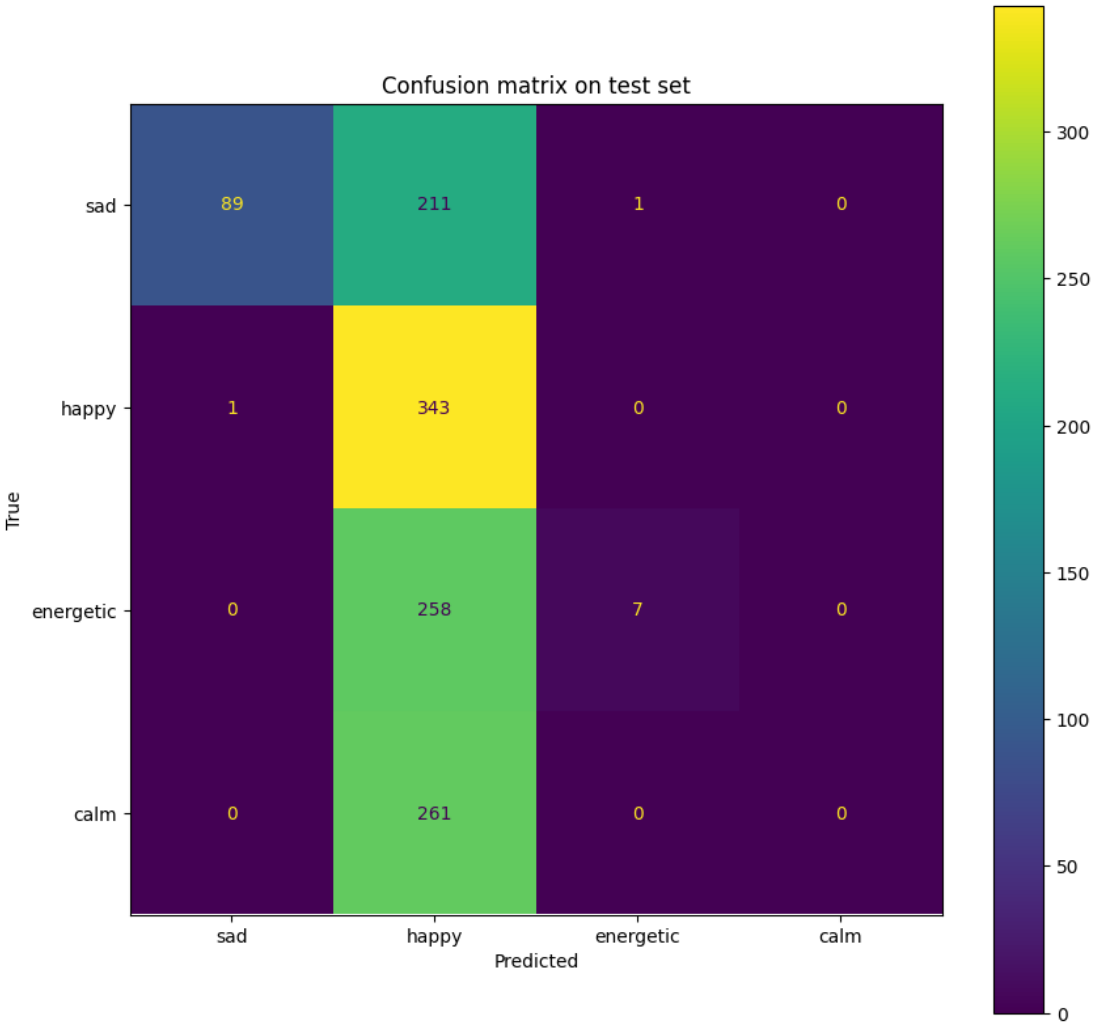




Úspešnosť vyhodnotenia na najhorší model je 36.29% na trénovacích dát a 37.49% na testovacích dát.
Grafy a konfúzna matica:




Training and Validation Accuracy, Worst Model
Train Accuracy
Validation Accuracy
Accuracy
Epoch
0.45
0.40
0.35
0.30
0.25
0
2
4
6
8
10
12
14


Confusion matrix on test set
True
Predicted
sad
happy
energetic
calm
89
211
1
0
1
343
0
0
0
258
7
0
0
261
0
0
300
250
200
150
100
50
0

b. Klasifikácia popularity

Ako tému našej problematiky sme si vybrali klasifikáciu obľúbenosti piesní z datasetu Spotify. Prvým krokom bolo adaptovať stĺpec "popularity" tak, aby reprezentoval kategorické hodnoty. Riešenie spočívalo v definovaní piatich kategórií: "Very Low", "Low", "Medium", "High" a "Very High". Hodnoty týchto kategórií boli pridelené na základe pôvodných numerických hodnôt s cieľom dosiahnuť vyvážené zastúpenie jednotlivých kategórií.

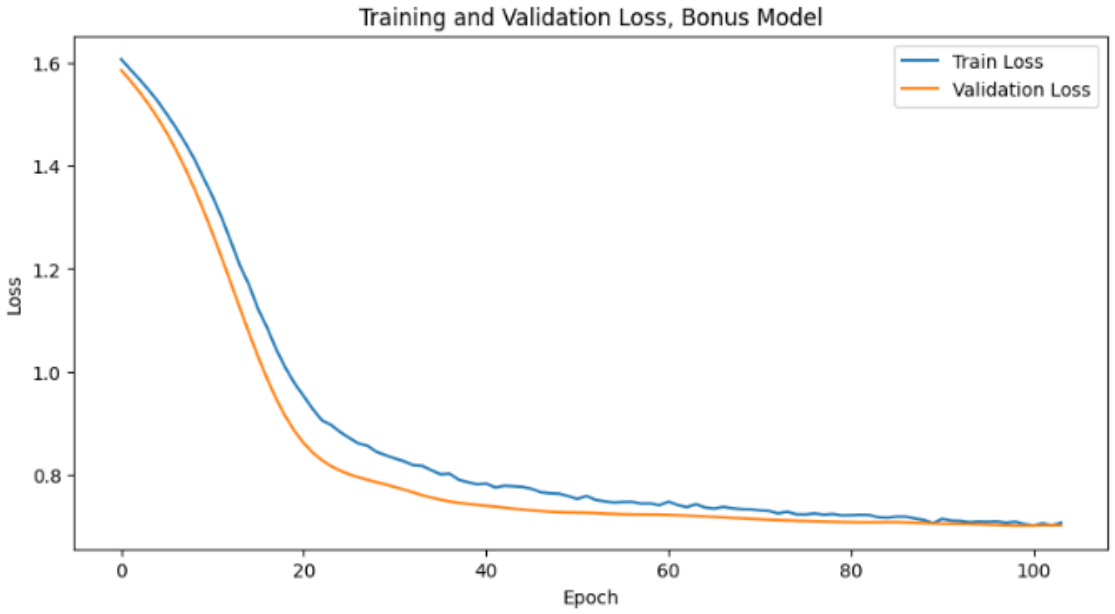
V nasledujúcej fáze spracovania dát sme aplikovali metódu One Hot Encoding, známu aj ako Dummy Encoding, na atribút 'emotion'. Po tejto transformácii sme získali nové stĺpce, ktoré budeme využívať v procese trénovania modelu.

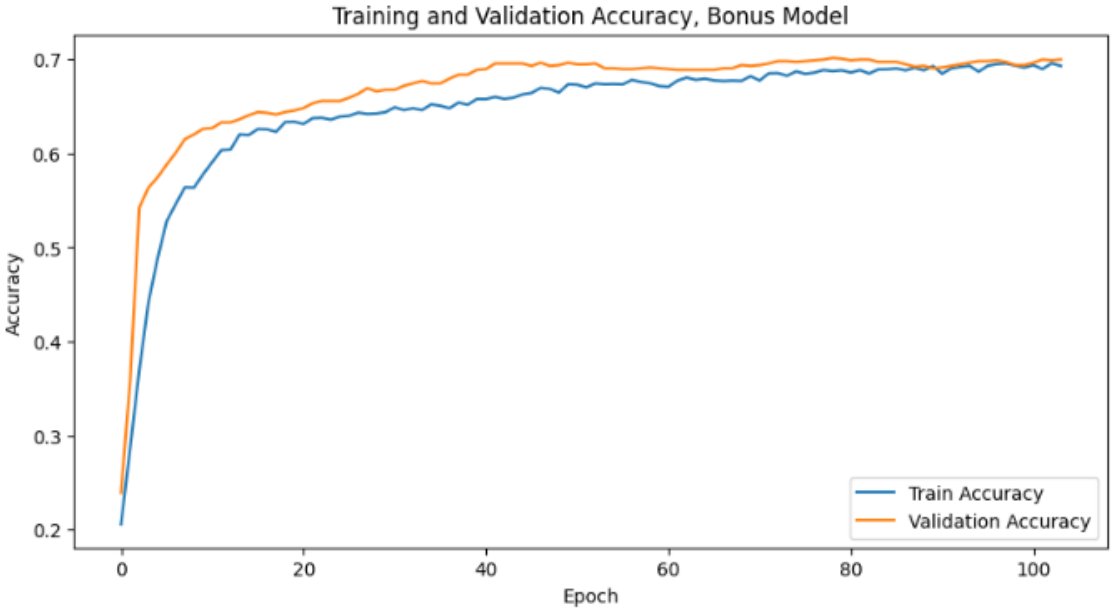
```
 #   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ------              --------------  -----
 0   danceability        11825 non-null  float64
 1   energy              11825 non-null  float64
 2   loudness            11825 non-null  float64
 3   speechiness         11825 non-null  float64
 4   acousticness        11825 non-null  float64
 5   instrumentalness    11825 non-null  float64
 6   liveness            11825 non-null  float64
 7   valence             11825 non-null  float64
 8   tempo               11825 non-null  float64
 9   duration_ms         11825 non-null  float64
 10  popularity          11825 non-null  int64
 11  number_of_artists   11825 non-null  float64
 12  explicit            11825 non-null  int64
 13  genre_ambient       11825 non-null  int64
 14  genre_anime         11825 non-null  int64
 15  genre_bluegrass     11825 non-null  int64
 16  genre_blues         11825 non-null  int64
 17  genre_classical     11825 non-null  int64
 18  genre_comedy        11825 non-null  int64
 19  genre_country       11825 non-null  int64
 20  genre_dancehall     11825 non-null  int64
 21  genre_disco         11825 non-null  int64
 22  genre_edm           11825 non-null  int64
 23  genre_emo           11825 non-null  int64
 24  genre_folk          11825 non-null  int64
 25  genre_forro         11825 non-null  int64
 26  genre_funk          11825 non-null  int64
 27  genre_grunge        11825 non-null  int64
 28  genre_hardcore      11825 non-null  int64
 29  genre_house         11825 non-null  int64
 30  genre_industrial    11825 non-null  int64
 31  genre_j-pop         11825 non-null  int64
 32  genre_j-rock        11825 non-null  int64
 33  genre_jazz          11825 non-null  int64
 34  genre_metal         11825 non-null  int64
 35  genre_metalcore     11825 non-null  int64
 36  genre_opera         11825 non-null  int64
 37  genre_pop           11825 non-null  int64
 38  genre_punk          11825 non-null  int64
 39  genre_reggaeton     11825 non-null  int64
 40  genre_rock          11825 non-null  int64
 41  genre_rockabilly    11825 non-null  int64
 42  genre_ska           11825 non-null  int64
 43  genre_sleep         11825 non-null  int64
 44  genre_soul          11825 non-null  int64
 45  emotion_calm        11825 non-null  int64
 46  emotion_energetic   11825 non-null  int64
 47  emotion_happy       11825 non-null  int64
 48  emotion_sad         11825 non-null  int64
```

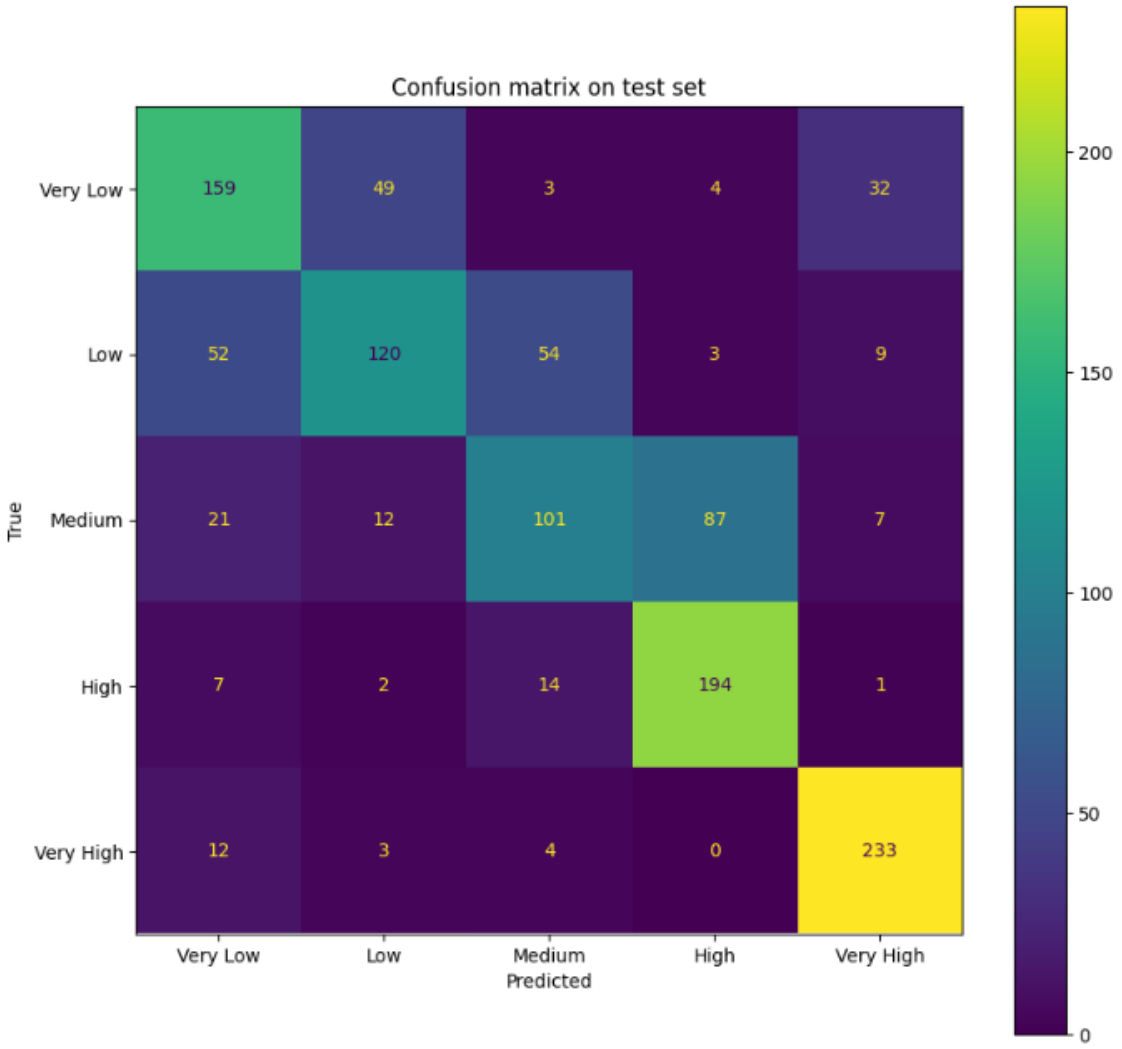
Využil som pôvodnú neurónovú sieť, ktorú som predtým konštruoval. Aby som identifikoval optimálny model, aplikoval som metódu Grid Search s rovnakými kombináciami hyperparametrov, aké boli použité v predchádzajúcej úlohe. Po dokončení tejto optimalizácie som identifikoval nasledujúci najlepší model s hyperparametrami:

```
Best configuration is: {'lr': 0.001, 'hidden_layer_sizes': [256, 128, 64], 'dropout_prob': 0.3, 'epochs': 500}
```

Úspešnosť vyhodnotenia na model je 70.34% na trénovacích dát a 68.22% na testovacích dát.
Grafy a konfúzna matica:






Confusion matrix on test set
Very Low
Low
Medium
High
Very High
True
159
49
3
4
32
52
120
54
3
9
21
12
101
87
7
7
2
14
194
1
12
3
4
0
233
Very Low
Low
Medium
High
Very High
Predicted
200
150
100
50
0