

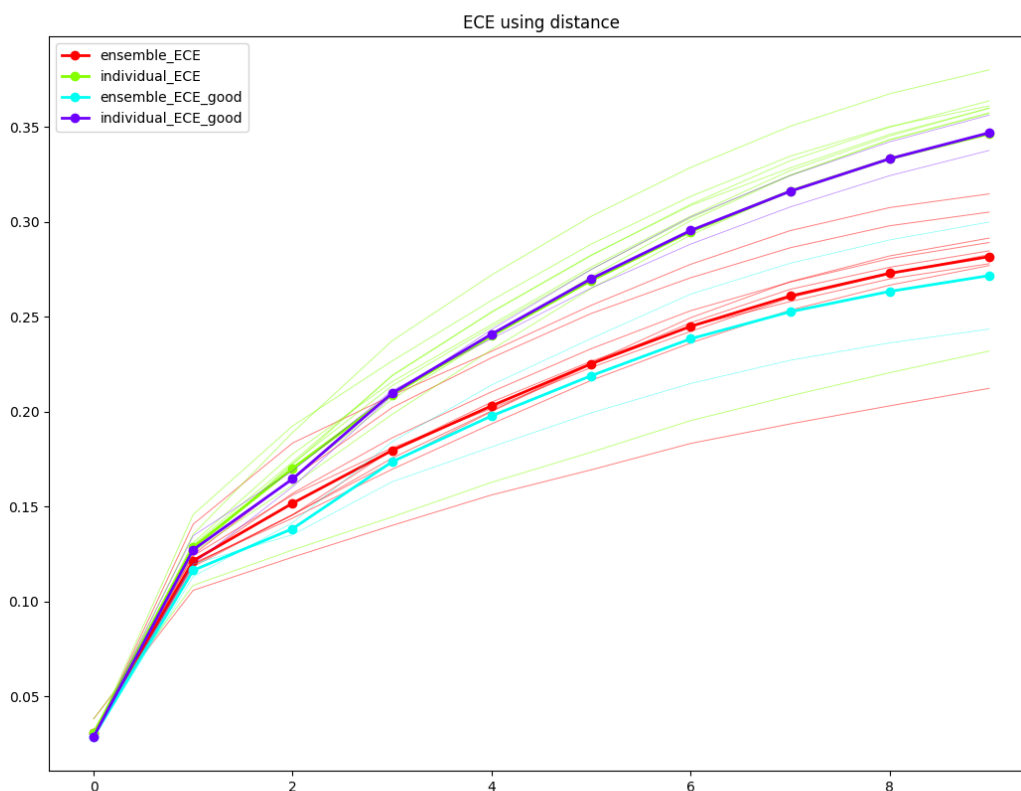
Parameter search

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	depth	width	batch_size	learning_rate	loss	accuracy	confidence	error
2	16	32	1024	0.01	0.173864	0.937381	0.931734	0.025301
3	8	64	1024	0.01	0.173878	0.937617	0.933495	0.02713
4	16	64	1024	0.01	0.174045	0.93666	0.934345	0.026214
5	8	128	1024	0.01	0.174161	0.936599	0.937269	0.025232
6	4	64	1024	0.01	0.17418	0.936589	0.935005	0.025708
7	4	128	1024	0.01	0.174487	0.936074	0.937984	0.02402
8	16	64	4096	0.01	0.174791	0.937684	0.933736	0.025863
9	8	128	1024	0.001	0.1756	0.936456	0.935355	0.025679
10	16	128	1024	0.01	0.175884	0.936144	0.936383	0.026517
11	8	32	1024	0.01	0.17614	0.936085	0.931518	0.028417
12	4	128	4096	0.01	0.17647	0.935634	0.937863	0.025019
13	16	64	1024	0.001	0.176496	0.936644	0.934207	0.027043
14	8	128	4096	0.01	0.176804	0.935871	0.937079	0.025248
15	8	64	1024	0.001	0.177212	0.935272	0.934643	0.026901
16	16	128	1024	0.001	0.177242	0.935689	0.935732	0.02714
17	8	64	4096	0.01	0.177464	0.935503	0.935743	0.026846
18	4	128	1024	0.001	0.177814	0.935013	0.935799	0.025898
19	8	32	1024	0.001	0.177927	0.935708	0.935453	0.027042
20	4	32	1024	0.01	0.178397	0.93482	0.932309	0.027641

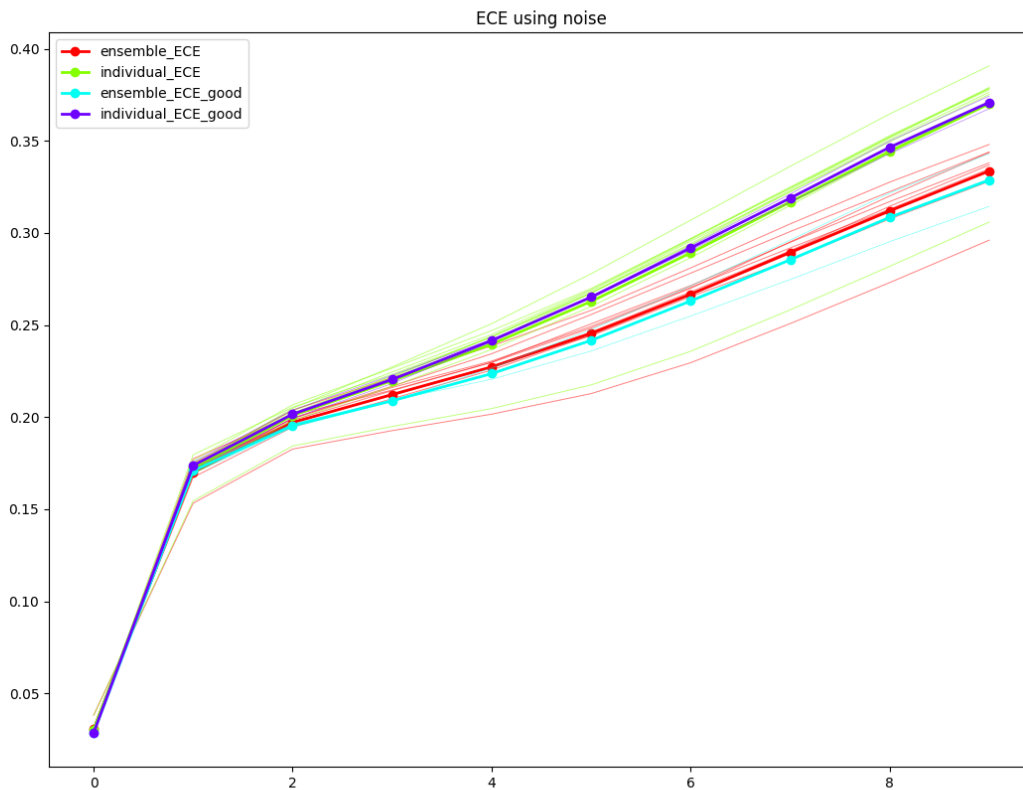
Katram variantam ir izmantots tā epoha modelis kurš sasniedza viszemāko kļūdu validācijas kopā, dotie loss (NLL) un accuracy rezultāti ir testa kopā. Rezultātā vislabāk ir 16 slāņi ar platumu 32, (kaut gan rezultāts ar 8X64 ir gandrīz identisks), redzams ka vislabāk ir learning rate 0.01 un 1024 batch size.

Katrs variants izmēģināts 1 reizi, jo eksperiments ir ilgs un veicams pirms pārējiem.

Eksperimenti



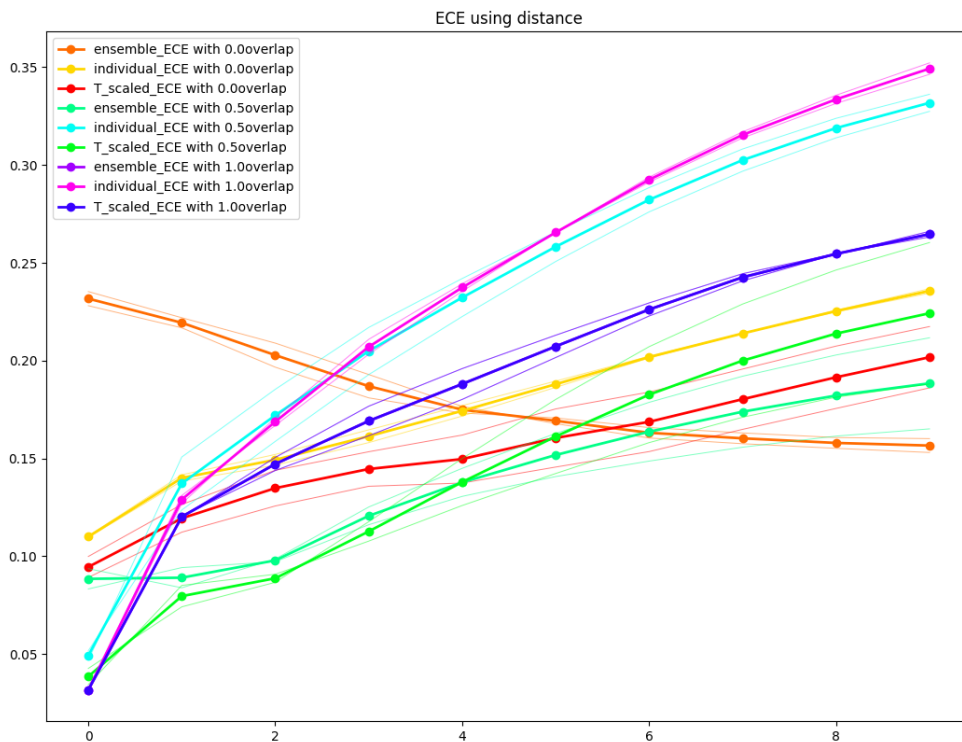
ECE ansambļiem un individuāliem modeļiem, `_good` apzīmē atšķirīgu batch lietošanu, ieguvums tomēr ir minimāls. Šajā grafikā lietots "distancētais" troksnis. Zemāk lietots parasts gadījuma sadalījuma troksnis. Ar distancēto ECE ir zemāks.



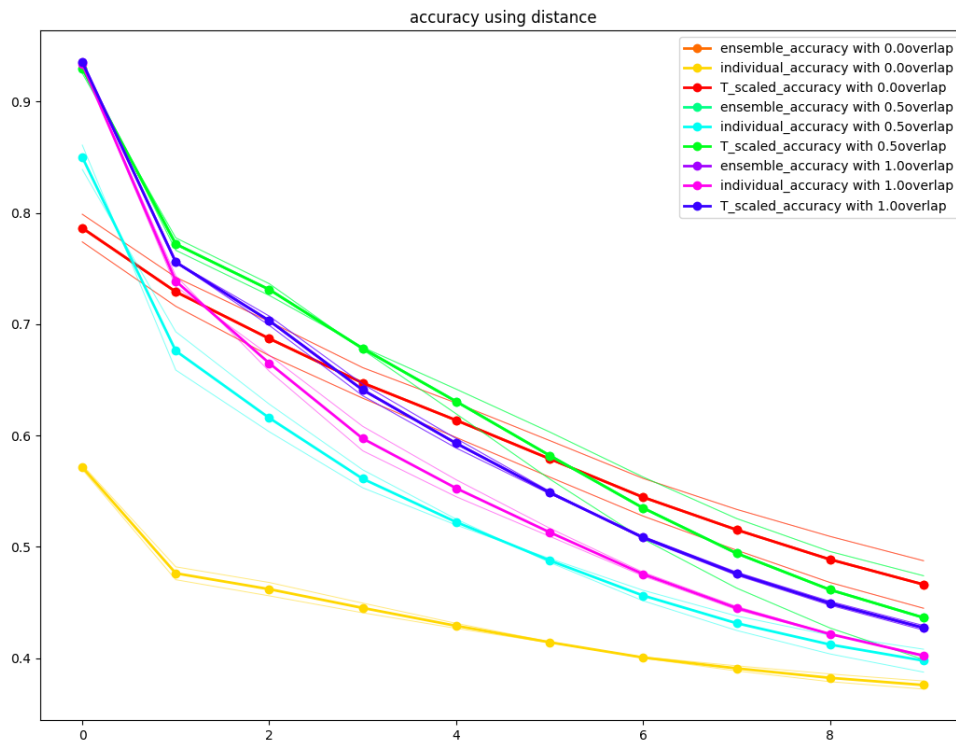
(precizitāte, NLL, pārlicība arī ir grafiki)

Var redzēt ka ir neliels ieguvums no dažādu partiju lietošanas. Var redzēt ka ir ieguvums no ansamblēšanas

- ☑ feature exclusion results ☑ 2024-05-15
 - [x] eksperimenti ☑ 2024-05-15
 - [x] vizualizacija ☑ 2024-05-15



No vienas puses pēc ECE šķiet ka varētu būt labi, bet ar pilno bildi...

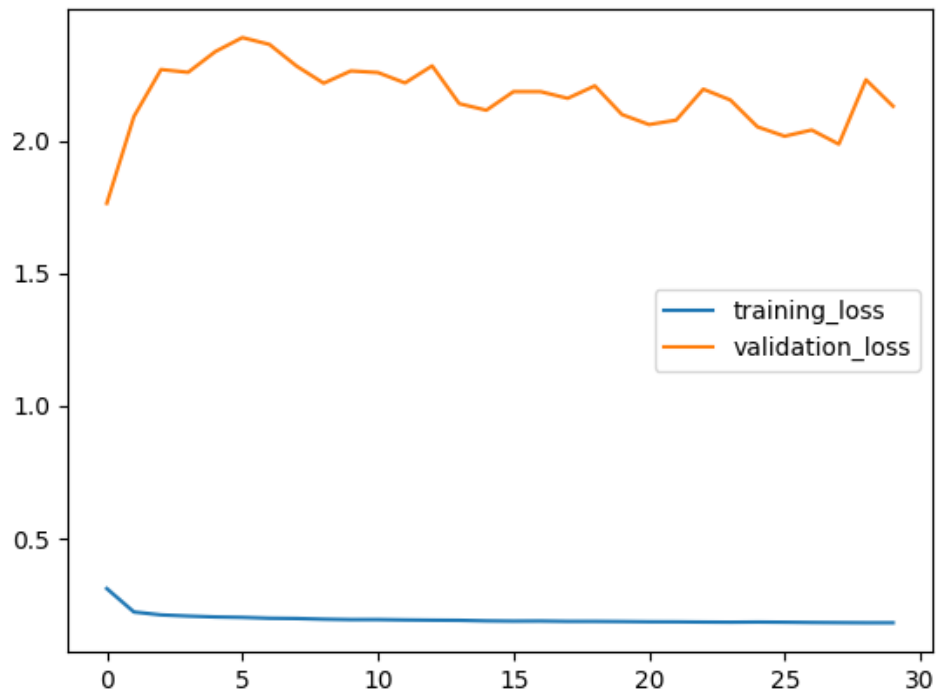


Izmēģināšu arī overlap = 0.7, 0.9

mod results

eksperimenti

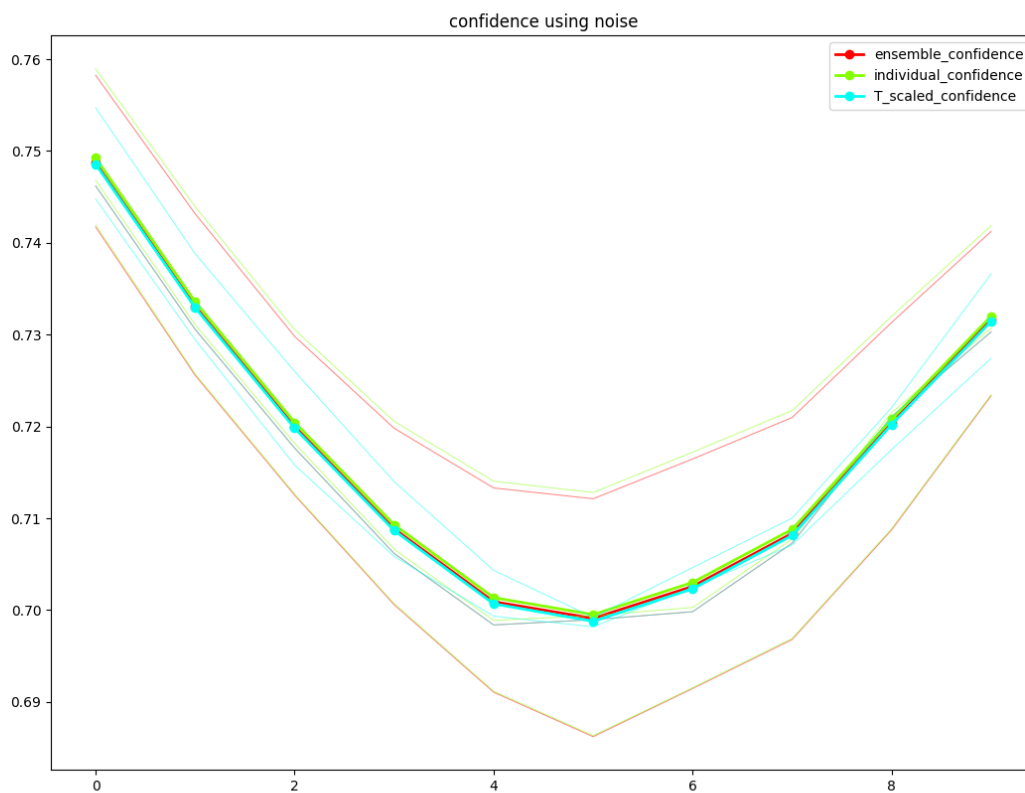
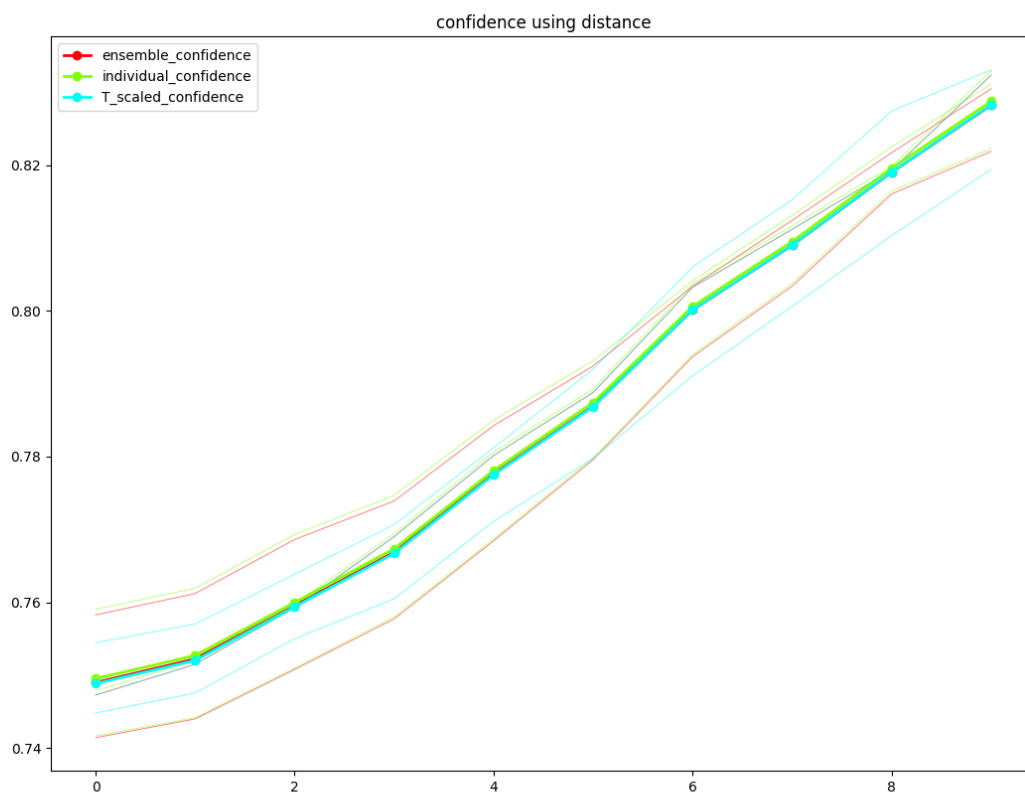
○ vizualizacija



Pat ar ļoti mazu ģipatsvaru ($1e-8$) dispersijas loss, NLL ārpus apmācības kopas paliek ļoti liels, šķiet ka veidojas ļoti "asi" paredzējumi. Šis izbojāja eksperimentu, jo glabāju modeli pēc labākā validation loss (šeit aizmirsu saglabāt last, kodā izlaboju)

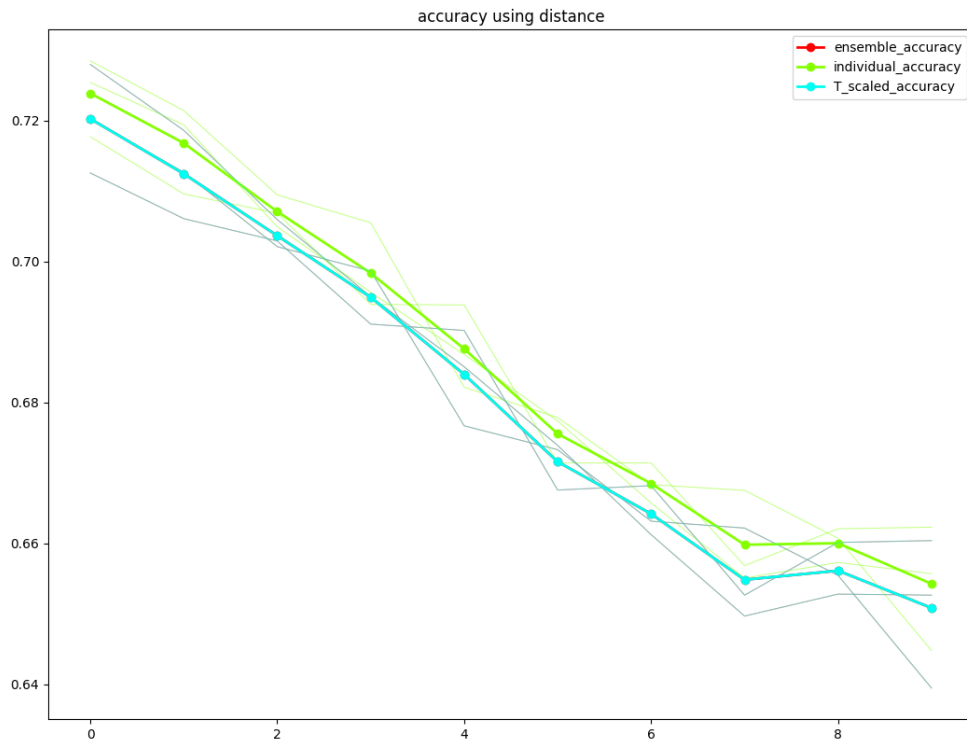
Iespējams šī metode nav derīga šiem datiem (testēta rakstā ar attēliem un "protein binding"), tikuntā protams izdarīšu ekperimentu atkal, ar vēl mazāku svaru, un saglabāšu rezultātus.

Adult dataset



Savādi rezultāti, pārlicība pieaug attālinoties no datu kopas. (Šis ir ļoti savādi, nevaru iedomāties iemeslu)

- Uztaisīšu šim grid search arī, visticamāk vajag mazāku modeli
- Not sure ko citu var? Precizitāte arī ir zemāka nekā gaidīju



Savi uzdevumi uz nākamo reizi

- Aprakstīt bakalaura darbā rezultātus
- Izlabot bakalaura darbā eksperimentu aprakstu, lai atbilst realitātei
- Sarakstīt nepieciešamās lapas, veikt labojumus
- Pareizi veikt MOD eksperimentus
- sarakstīt kodu priekš ECE aprakstošajiem grafikiem
- Uzlabot grafiku noformējumu
- Veikt izpēti kas notiek ar adults datu kopu