

Søknad om godkjenning av utdanningsplan og avtale for masterstudiet

Avtalen er en samarbeidsavtale mellom student, veileder(e) og programråd om gjensidige rettigheter og plikter i forbindelse med plan for masterstudiet. Avtalen består av skjema med de vedlegg som skal foreligge ved godkjenning.

Skjemaet skal fylles ut etter opptak til masterstudiet. Plan fylles ut av studenten i samarbeid med veileder(e) og leveres til programråd ved programkoordinator for godkjenning innen 1. desember i det første semesteret. For programmer med opptak i vårsemesteret må skjemaet leveres innen 1. mai i det første semesteret.

1. Generelle opplysninger

Etternavn, Fornavn: <i>Sunde, Leif-Martin Sæther</i>	Studentnummer (6 sifre):	<i>6</i>	<i>1</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>5</i>	<i>7</i>
UiO e-postadresse: <i>lmsunde@uio.no</i>							
har opptak til studieprogram <i>Stokastisk Modellering, statistikk og risikoanalyse</i>				har opptak til studieretning og spesialisering <i>- Statistikk</i>			

2. Veileder og veiledning

Hovedveileder har ansvar for at veiledningen fortsetter dersom han/hun har fravær for en periode.

Studieadministrasjonen ved instituttet må holdes orientert.

Navn på veileder:	Kontoradresse, tlf., e-postadresse, stilling:	Veileders funksjon (angi bokstav)	
		H = Hovedveileder M = Medveileder	I = Intern E = Ekstern
<i>Geir Storvik</i>	<i>NHA 818, 22855894, geirs@math.uio.no, Professor - statistikk og Data Science</i>		

For veileder(e) som ikke er ansatt ved Det matematisk-naturvitenskapelige fakultet, gis her en kort presentasjon som klarlegger kvalifikasjoner som veileder for oppgaven:

Opplysninger om eventuelle tidsrom i avtaleperioden hvor veileder(e) ikke er tilgjengelig(e):

Hvordan vil veiledningen ivaretas i dette tidsrommet eller disse tidsrommene?

3. Masteroppgave

Prosjektbeskrivelsen på <u>kort</u> oppgave skal inneholde mål, omfang, problemstilling, foreløpig tittel, hvilke metoder som tenkes benyttet og fremdriftsplan og skal sendes masterrådet i egen e-post. Studenten skal ikke kjenne innholdet i prosjektbeskrivelsen		
Prosjektbeskrivelsen for <u>lang</u> oppgave skal inneholde mål, omfang, problemstilling, foreløpig tittel, hvilke metoder som tenkes benyttet og fremdriftsplan med milepæler pr. semester skal underskrives av hovedveileder og student.		
Oppgavetype:	Masteroppgave (60 ECTS)	Farmasioppgave (45 ECTS)
	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		Masteroppgave (30 ECTS)
		<input type="checkbox"/>
Innleveringsfrist:	<i>15. mai 2023</i>	

UiO : Det matematisk-naturvitenskapelige fakultet

4. Fremdriftsplan for studiet

Gjenstående emner i bachelorgraden eller faglig fordypning for opptak, teoretisk pensum i mastergraden, øvrig innhold i mastergraden og masteroppgaven. Antall studiepoeng skal angis for hvert element. Det skal være 30 studiepoeng per semester ved heltidsstudium. Ved inngått avtale om deltidsstudium eller permisjon justeres dette i henhold til avtalen. Emner avlagt FØR opptak, listes i første rad. NB. Studietid forkortes tilsvarende. Du kan angi ett semester per rad.

År/semester (kronologisk):	Emne, oppgave	Sum studiepoeng
H2021	<i>Obl. emner OK</i> STK4011, STK4021, STK-IN4300	30
V2022	Utveksling til Berkeley, planlagt 30stp innen statistikk	30
H2022	STK4100, 30stp Master	40
V2023	Masteroppgave	30
Planlagt tidspunkt for innlevering av masteroppgaven: Mai 2023		
Det gjøres oppmerksom på at det er studentens ansvar at alle krav til bachelorgraden eller til tilsvarende grunnlag for mastergraden er tilfredsstilt senest 1 år etter opptak til programmet. Alle faglige krav som inngår i grunnlaget for mastergraden, skal normalt være innfridd i nest siste semester. Avsluttende eksamen vil ikke bli avholdt før studenten tilfredsstiller alle krav.		

5. Informasjon om hjelpemidler, kildebruk, sitering og reglement

Student bekrefter å kjenne til informasjon om hjelpemiddel ved eksamen og om kildebruk og sitering, og hvilke konsekvenser feil bruk av dette kan innebære

<http://www.uio.no/studier/eksamen/fusk/index.html>

<http://www.mn.uio.no/studier/om/regelverk/emner-grader.html>

<https://www.ub.uio.no/skrive-publisere/referere/index.html>

NB. Det er kun mulig med 120stp i mastergraden. Dersom det blir mulig å reise på utveksling må antall studiepoeng inn i mastergraden tilpasses.

UiO : Det matematisk-naturvitenskapelige fakultet

8. Godkjenning av plan for mastergradsstudiet

Utdanningsplan med prosjektbeskrivelse og eventuelle vedlegg er godkjent for

Studentens navn: Leif-Martin Sunde	Studentnummer (6 siffer) 6 1 7 8 5 7
VEDTAK: 15. mai 2023 (innleveringsdato) er godkjent med eventuelle endringer/merknader som er anført nedenfor. Eventuelle endringer/merknader til fremlagt plan: Endelig godkjenning av emner på utveksling etter fullført utveksling.	

Blindern 17.12.2021 dato	Ingrid Håkonsen underskrift programrådsleder
--------------------------------	---

UiO : Det matematisk-naturvitenskapelige fakultet

6. Sjekkliste ved utfylling (alle vedlegg må signeres av student og hovedveileder)

Faste vedlegg etter følgende punkter i avtalen:	Kryss av
Prosjektbeskrivelse for lang masteroppgave (60 stp) med milepæler og vurdering av prosjektets gjennomførbarhet	
Prosjektbeskrivelse for kort oppgave (30 stp) sendes (av veileder) direkte til masterrådet ved leder for aktuelt masterprogram/studieretning eller til studieinfo@math.uio.no (Se punkt 3 i avtalen)	
Eventuelt vedlegg om ressurser /driftsmidler, <u>inkludert IT-ressurser som regnekraft og/eller lagring</u>	
Eventuell HMS-vurdering	
Eventuelle spesialpensa	
Eventuell samarbeidsavtale: På visse studieprogrammer ved Institutt for informatikk kan to studenter samarbeide om en masteroppgave. Dersom du skal samarbeide med en annen student om masteroppgaven så må du levere en avtale om hvordan dette arbeidet skal fordeles mellom studentene.	
Andre vedlegg:	

7. Forpliktende signaturer

Studenter og veileder må sette seg inn i de regler og retningslinjer som til en hver tid gjelder for veiledning, gjennomføring, opphavsrett og andre forhold knyttet til mastergradsstudiet. Informasjon om generelle og spesielle regler er tilgjengelig på programsidene.

Dato: 3/12-21 Student: Leif-M. S. Sunde

Dato: 25/11-21 Hovedveileder: Per Sunde

Dato: _____ Medveileder: _____

Dato: _____ Medveileder: _____



Project description

Neural networks as a tool for predictions has shown great success in many applications, due partly to better architectures, improved algorithms and more computational power. Bayesian approaches to neural networks has gained increasing interest due to formal ways of taking uncertainty into account, automatic ways of preventing overfitting as well as the possibility for incorporating expert knowledge. Defining $\mathcal{T} = \{(x_i, y_i), i = 1, \dots, n\}$ to be the training set, the main approach is based on

$$p(y^*|x^*, \mathcal{T}) = \int_{\theta} p(y^*|x^*, \theta) p(\theta|\mathcal{T}) d\theta$$

where

$$p(\theta|\mathcal{T}) = \frac{p(\theta)p(\mathcal{T}|\theta)}{\int_{\theta'} p(\theta')p(\mathcal{T}|\theta') d\theta'}$$

There are however several challenges related to the use of Bayesian approaches in this setting. Below are different topics described (in various details). These challenges will be distributed into 5 different master projects. The start of the projects will be a common "reading group" in order to get a good overview of the Bayesian approaches to neural networks. After that specific projects will be defined for each student separately.

Computational methods

Markov chain Monte Carlo (MCMC) methods are in principle possible to use but struggles both with the need for computing likelihoods (based on all data) for each iteration and slow convergence. There are many recent approaches for making MCMC methods more scalable. There are two main groups of methods: Divide-and-conquer methods (Neiswanger et al., 2013; Scott et al., 2016; Wang and Dunson, 2013; Li et al., 2017; Minsker et al., 2014) and subsampling methods (). Mostly these methods have been tried out on more standard statistical models. How these methods perform on a BNN setting is therefore an open question.

The main computational procedure in BNN setting has been variational inference (VI, Jordan et al., 1999; Graves, 2011; Blei et al., 2017), further improved by the dropout and local reparametrization trick Kingma et al. (2015). This is however an approximate method. For some simple models, properties of VI has been explored (eg Wang and Titterton, 2005; Wang et al., 2006; Wang and Blei, 2019), but in general it is still unknown how much one loses by using these approximate methods. Challenges here are both to explore the properties of VI but

also to see if these methods can be improved, by e.g. considering other classes of variational families. There are also some attempts for combining MCMC and VI (Salimans et al., 2015) which can be explored further.

The Stan software (<https://mc-stan.org/>) include both MCMC and VI and can be utilized for comparison between methods. This software also has interfaces towards R and Python.

More reasonable priors

Typically, the specification of priors is constrained by the possibilities of performing efficient computing. Usually, all parameters are either assumed independent or a common multivariate Gaussian procedure is applied. With a Neural network with many hidden nodes, it might be reasonable to assume that if some weights are large, others are small. Further, it might be reasonable to assume that the weights are somewhat different such that different types of features are obtained at the different nodes. In specific applications such as image analysis, physical or geometrical constraints might also be of interest to incorporate. A challenge here is how to construct priors that both are reasonable and allow for computation in reasonable time.

A more theoretical challenge is to study what priors on weights imply on priors on nodes (Vladimirova et al., 2019)

Trustworthy uncertainty measures

In principle we want prediction methods that in addition to point estimates also give reliable and trustworthy measures of the uncertainties involved. Such uncertainty involve choices of architecture, parameter uncertainty as well as measurement noise. Uncertainty can be measured at different scales (models/parameters/predictions). In principle the full Bayesian approach is able to give such uncertainty measures directly but due to that approximative methods typically needs to be applied, the uncertainty measures will not necessarily reflect all uncertainty involved. The challenge here will be to see how one can construct algorithms that better can give such measures.

Statistical interpretations of specific algorithms

Dropout was initially proposed as an algorithm to avoid overfitting, but has later been given a Bayesian interpretation (Gal and Ghahramani, 2016). There are however quite crude approximations involved and a further understanding of this (and similar) algorithms is of interest.

Explainable models/methods

Neural networks (and other machine learning tools) are typically considered as black boxes without much explainability. Several approaches have however been proposed for "opening up" the black boxes, e.g. Lime (Ribeiro et al., 2016).

References

- D. M. Blei, A. Kucukelbir, and J. D. McAuliffe. Variational inference: A review for statisticians. *Journal of the American statistical Association*, 112(518):859–877, 2017.
- Y. Gal and Z. Ghahramani. Dropout as a bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning. In *international conference on machine learning*, pages 1050–1059, 2016.
- A. Graves. Practical variational inference for neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 2348–2356, 2011.
- M. I. Jordan, Z. Ghahramani, T. S. Jaakkola, and L. K. Saul. An introduction to variational methods for graphical models. *Machine learning*, 37(2):183–233, 1999.
- D. P. Kingma, T. Salimans, and M. Welling. Variational dropout and the local reparameterization trick. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 2575–2583, 2015.
- C. Li, S. Srivastava, and D. B. Dunson. Simple, scalable and accurate posterior interval estimation. *Biometrika*, 104(3):665–680, 2017.
- S. Minsker, S. Srivastava, L. Lin, and D. Dunson. Scalable and robust Bayesian inference via the median posterior. In *International Conference on Machine Learning*, pages 1656–1664, 2014.
- W. Neiswanger, C. Wang, and E. Xing. Asymptotically exact, embarrassingly parallel MCMC. *arXiv preprint arXiv:1311.4780*, 2013.
- M. T. Ribeiro, S. Singh, and C. Guestrin. Why should i trust you?: Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, pages 1135–1144. ACM, 2016.

- T. Salimans, D. Kingma, and M. Welling. Markov chain monte carlo and variational inference: Bridging the gap. In *International Conference on Machine Learning*, pages 1218–1226, 2015.
- S. L. Scott, A. W. Blocker, F. V. Bonassi, H. A. Chipman, E. I. George, and R. E. McCulloch. Bayes and big data: The consensus Monte Carlo algorithm. *International Journal of Management Science and Engineering Management*, 11(2):78–88, 2016.
- M. Vladimirova, J. Verbeek, P. Mesejo, and J. Arbel. Understanding priors in bayesian neural networks at the unit level. In *International Conference on Machine Learning*, pages 6458–6467, 2019.
- B. Wang and D. Titterington. Inadequacy of interval estimates corresponding to variational bayesian approximations. In *AISTATS*. Barbados, 2005.
- B. Wang, D. Titterington, et al. Convergence properties of a general algorithm for calculating variational bayesian estimates for a normal mixture model. *Bayesian Analysis*, 1(3):625–650, 2006.
- X. Wang and D. B. Dunson. Parallelizing MCMC via Weierstrass sampler. *arXiv preprint arXiv:1312.4605*, 2013.
- Y. Wang and D. M. Blei. Frequentist consistency of variational bayes. *Journal of the American Statistical Association*, 114(527):1147–1161, 2019.