

Politechnika Warszawska
Wydział Elektroniki i Technik Informacyjnych

Warszawa, 23 października 2018 r.

D z i e k a n a t

Uprzejmie informuję, że na Wydziale Elektroniki i Technik Informacyjnych Politechniki Warszawskiej odbędzie się w dniu 13 listopada 2018 r. publiczna obrona rozprawy doktorskiej

Mgr. inż. Pawła Mazurka

temat: Bayesian solutions of problems related to non-invasive and non-intrusive monitoring of elderly persons”

promotor – prof. dr hab. inż. Roman Morawski z Politechniki Warszawskiej

recenzenci:

prof. Alistair Forbes z National Physical Laboratory, UK

prof. dr hab. inż. Andrzej Materka z Instytutu Elektroniki Politechniki Łódzkiej
Warszawskiego

Obrona odbędzie się w dniu 13 listopada 2018 r. w sali 116 na Wydziale Elektroniki i Technik Informacyjnych – Gmach im. Janusza Groszkowskiego, Warszawa, ul. Nowowiejska 15/19; początek godz. 9.00.

Po adresem: www.elka.pw.edu.pl/Wydzial/Rada-Wydzialu/Harmonogram-obron-doktorskich-streszczenia-i-recenzje zapewniony jest na stronie Wydziału dostęp do tekstów streszczenia rozprawy i recenzji, jak również do tekstu rozprawy umieszczonej w Bazie Wiedzy Politechniki Warszawskiej.

Dziekan



prof. dr hab. inż. Krzysztof Zaremba

Tytuł w języku angielskim: Bayesian solutions of problems related to non-invasive and non-intrusive monitoring of elderly persons

Tytuł w języku polskim: Bayesowskie rozwiązania problemów związanych z nieinwazyjnym i nieuciążliwym monitorowaniem osób starszych

Autor: mgr inż. Paweł Mazurek

Promotor: prof. dr hab. Roman Z. Morawski

ABSTRACT

The rapid ageing of the Western societies implies the demand for research on new systems for non-invasive and non-intrusive monitoring of the movements and vital bodily functions of elderly persons in their home environment. There are two emerging categories of monitoring techniques that could be applied for this purpose: impulse-radar-based and depth-sensor-based techniques; those techniques do not violate the privacy of a monitored person, are not cumbersome for that person, and are not invasive with respect to the home environment. The research, whose results are reported throughout this thesis, is focused on the development of new methods for processing of measurement data from the impulse-radar sensors, and new methods for fusion of position estimates obtained by means of the impulse-radar sensors and by means of the depth sensors. The proposed methods are based on Bayesian inference enabling one to make use of the available *a priori* information on the monitored person and on the monitoring system to decrease the uncertainty of the monitoring. The results of the experimentation, based on both semi-synthetic and real-world data, show that the application of the Bayesian methods – at the stage of processing of measurement data from the impulse-radar sensors, as well as at the stage of fusion of position estimates – can reduce the uncertainty of the position estimates more significantly than the application of the non-probabilistic reference methods.

Keywords: impulse-radar sensors, depth sensors, measurement data processing, Bayesian inference, biomedical engineering, healthcare.

STRESZCZENIE

Starzenie się społeczeństw europejskich rodzi zapotrzebowanie na systemy czujników, które służyłyby do nieinwazyjnego i nieuciążliwego monitorowania osób starszych w ich własnych mieszkaniach. Przedmiotem badań w tym zakresie stały się ostatnio impulsowe czujniki radarowe i czujniki głębi, które nie naruszają prywatności osoby monitorowanej, nie wymuszają ciągłego i uciążliwego noszenia przyrządów pomiarowych, i nie wymagają ingerencji w umeblowanie pomieszczeń. Badania, których wyniki przedstawiono w rozprawie, dotyczą nowych metod przetwarzania danych pomiarowych z impulsowych czujników radarowych oraz metod integracji estymat pozycji uzyskanych za pomocą impulsowych czujników radarowych i czujników głębi. Opracowane metody oparte są na wnioskowaniu bayesowskim umożliwiającym wykorzystanie dostępnej apriorycznej informacji o

monitorowanej osobie i o systemie monitoringu w celu redukcji niepewności monitorowania. Wyniki licznych eksperymentów numerycznych, opartych na danych półsyntetycznych i danych rzeczywistych, pokazują, że zastosowanie metod bayesowskich – zarówno na etapie przetwarzania danych z czujników radarowych jak i na etapie integracji estymat pozycji osoby monitorowanej – poprawia dokładność monitorowania w większym stopniu niż zastosowanie nieprobabilistycznych metod odniesienia.

Słowa kluczowe: impulsowe czujniki radarowe, czujniki głębi, przetwarzanie danych pomiarowych, wnioskowanie bayesowskie, inżynieria biomedyczna, opieka zdrowotna.

prof. dr hab. inż. Andrzej Materka
Politechnika Łódzka
Instytut Elektroniki

Łódź, 30 sierpnia 2018 r.

Recenzja rozprawy doktorskiej
opracowana na zlecenie dziekana Wydziału Elektroniki i Technik Informacyjnych
Politechniki Warszawskiej

Tytuł rozprawy: Bayesian Solutions of Problems Related to Non-Invasive
and Non-Intrusive Monitoring of Elderly Persons
Autor rozprawy: mgr inż. Paweł Mazurek
Promotor rozprawy: prof. dr hab. inż. Roman Z. Morawski
Dziedzina: nauki techniczne
Dyscyplina: elektronika

Przedmiotem pracy jest poszukiwanie metod przetwarzania danych generowanych przez radary impulsowe zastosowane do monitorowania ruchu człowieka w pomieszczeniu. Badania obejmują metody ekstrakcji użytecznego sygnału echa radarowego, estymacji parametrów tego sygnału, a na ich podstawie estymacji dwuwymiarowej trajektorii ruchu korpusu człowieka z użyciem dwóch radarów obserwujących pomieszczenie. Praca zawiera także rozwiązanie zagadnienia fuzji wyników przetwarzania sygnału dwóch radarów oraz wyników analizy obrazu wytwarzanego przez kamerę głębi z promiennikiem podczerwieni, w celu redukcji niepewności pomiaru położenia monitorowanego obiektu. Rozprawa jest bardzo spójna metodologicznie. Cechą wspólną wszystkich wątków badawczych jest wykorzystanie teorii wnioskowania bayesowskiego do szacowania wartości odnośnych wielkości fizycznych.

Zagadnienie naukowe podjęte w rozprawie ściśle się wiąże z udoskonalaniem rozwiązań technicznych wspomagających opiekę nad osobami starszymi (lub osobami o ograniczonej sprawności). Oprócz wartości poznawczej, badania będące przedmiotem projektu doktorskiego mają potencjalne znaczenie praktyczne, a ich rezultaty mogą się przyczynić do rozwiązania problemów społecznych.

Hipotezę rozprawy sformułowano na str. 39. W moim tłumaczeniu (praca jest napisana w języku angielskim) sprowadza się ona do twierdzenia, że zastosowanie zasad wnioskowania bayesowskiego w algorytmach wstępnego przetwarzania i fuzji danych zmierzonych za pomocą różnych czujników mających zastosowanie w systemach nieinwazyjnego i nieintryzyjnego monitorowania osób starszych może zmniejszyć niepewność monitorowania, jeśli tylko dostępna jest wystarczająca informacja statystyczna dotycząca jego spodziewanych wyników. Pierwsza część tego twierdzenia nie budzi wątpliwości; korzyści z zastosowania wzorów Bayesa do rozwiązania podjętych problemów są obszernie

Andrzej Materka

zilustrowane i udokumentowane w rozprawie. Pojęcie „wystarczającej informacji statystycznej dotyczącej spodziewanych wyników [monitorowania]” (ang. *sufficient statistical information on its expected outcome*) jest jednak zbyt ogólne w kontekście oczekiwanej precyzji sformułowania hipotezy. Prowadzi ono do pytań o kryteria „wystarczalności”. Przymiotnik *sufficient* może też mieć inne, szczególne znaczenie w odniesieniu do definicji pewnych pojęć statystycznych (tzw. „statystyki dostateczne”). Prosiłbym o uściślenie drugiej części hipotezy w trakcie publicznej obrony rozprawy.

Praca ma charakter teoretyczno-doświadczalny i obejmuje przegląd stanu wiedzy, sformułowanie hipotez badawczych, opracowanie stosownych algorytmów i programów komputerowych, zaplanowanie i przeprowadzenie eksperymentów numerycznych, analizę i dyskusję wyników. Treść rozprawy podzielono na zwięzłe wprowadzenie, wykaz użytych symboli, 8 rozdziałów logicznie odpowiadających kolejnym etapom przeprowadzonych badań, 3 dodatki i wykaz literatury.

Wprowadzenie do tematyki rozprawy oraz analiza stanu wiedzy są przeprowadzone na podstawie literatury, głównie najnowszych publikacji anglojęzycznych w renomowanych czasopismach naukowych z ostatnich kilku lat, a także dostępnych w Internecie opisów ok. 40 rozwiązań komercyjnych. Całkowita liczba cytowanych źródeł jest bardzo duża – przekracza 350. Doktorant ze swobodą korzysta z informacji w nich zawartych. Dojrzałe analizuje prace historyczne, podstawowe dla danego zagadnienia, np. monografie z lat dziewięćdziesiątych ubiegłego wieku. Przegląd literatury jest krytyczny i wnikliwy, zarówno w zakresie podstaw teoretycznych jak i efektów przetwarzania sygnałów i danych znanymi metodami. Przegląd ten jest kreatywny – Doktorant potrafi dostrzec i wykorzystać możliwości adaptacji znanych teorii i rozwiązań do potrzeb przetwarzania danych o nierozważanych wcześniej własnościach. Dobór źródeł oraz przeprowadzona przez mgra Mazurka dyskusja ich zawartości świadczą o tym, że posiada on wiedzę niezbędną do prowadzenia badań naukowych mieszczących się w zakresie dyscypliny elektronika i że potrafi twórczo wykorzystać tę wiedzę w praktyce.

Słuszność hipotez potwierdzono eksperymentalnie, posługując się zaplanowanym w sposób przemyślany doświadczeniem i analizą wyników komputerowego przetwarzania odpowiednio obszernego zestawu rzeczywistych danych pomiarowych. Do zebrania tych danych wykorzystano dwa radary impulsowe o częstotliwości nośnej 37 GHz oraz kamerę głębi z promiennikiem podczerwieni. Dane pozyskane za pomocą radarów posłużyły do opracowania ich modelu statystycznego i do wygenerowania danych półsyntetycznych, które doktorant użył do wstępnej oceny działania trzech opracowanych przez siebie bayesowskich algorytmów ekstrakcji sygnału radiolokacyjnego i selekcji ich najdokładniejszych wariantów. Dane rzeczywiste z obu źródeł, zapisane podczas eksperymentów z uczestnikiem poruszającym się po starannie zaplanowanych i kontrolowanych trajektoriach, wykorzystano do oceny finalnych algorytmów estymacji położenia i fuzji danych.

Podstawą rozwiązywania problemu jest założony ogólny model pomiaru przedstawiony na rys. 2.1. Odnosząc się do tego modelu Doktorant przyjął, że wektory danych zmierzonych w ustalonym przedziale czasu są sumą trzech składowych – sygnału ech radiolokacyjnych,

*Grzegorz
Mazurka*

quasi-stacjonarnego sygnału tła i zakłóceń losowych. Wyniki serii pomiarów składają się na tzw. zrandomizowany zapis macierzowy (4.3). Macierze tego modelu są faktoryzowane i modelowane z uwzględnieniem ich szczególnych właściwości (macierze rzadkie, macierze o niskim rzędzie, macierze o elementach losowych i założonym rozkładzie prawdopodobieństwa). W pracy zaadaptowano trzy znane metody szacowania macierzy sygnału na podstawie danych pomiarowych, wykorzystujące wnioskowanie bayesowskie, [306], [307] i [308]. Funkcje odwzorowujące warunkowe rozkłady prawdopodobieństwa *a posteriori* składowych elementów modeli są estymowane metodą Monte Carlo z zastosowaniem łańcuchów Markowa (algorytm *CSMC* wg [306] oraz *CSBR* wg [308]) i podejścia wariacyjnego (*CSVB* wg [307]). Działanie probabilistycznych algorytmów bayesowskich porównano z działaniem trzech algorytmów deterministycznych estymacji sygnału radiolokacyjnego, wykorzystujących odejmowanie krótkoterminowych estymat wolnozmiennego tła (algorytm *CSAV* i *CSAD*) oraz dekompozycję macierzy danych pomiarowych według wartości osobliwych (*CSSV*). Wyniki eksperymentów numerycznych, w postaci zestawienia skumulowanych błędów estymacji symulowanych i rzeczywistych trajektorii ruchu obiektu przedstawiono w rozdziałach 4.5 i 4.6. Analiza i dyskusja wyników pozwoliła wybrać dwa algorytmy bayesowskie (*CSVB* i *CSBR*) oraz dwa deterministyczne (*CSAV* i *CSAD*) do dalszych studiów.

Analizę działania algorytmów w wielu wariantach, dla danych pochodzących z obserwacji kilku różnych trajektorii zastosowano w kolejnych etapach realizacji badań opisanych w dysertacji. Na przykład, w rozdziale 5 porównano wyniki ośmiu metod estymacji odległości obiektu od anteny radaru; każda z nich obejmuje jeden z czterech wybranych wcześniej algorytmów estymacji sygnału radiolokacyjnego i jeden z dwóch algorytmów szacowania parametrów sygnału. Każdą z tych metod zastosowano do estymacji odległości obiektu od każdego z dwóch radarów, przy czym obiekt przebył zaplanowaną trajektorię 10 razy. Wybierając najlepszy wariant metod analizy danych Doktorant brał pod uwagę znaczną liczbę możliwych sposobów rozwiązania postawionego zagadnienia i uwzględniał zróżnicowane scenariusze pomiaru danych (np. trajektorie z przesłonami pola widzenia kamery głębi, rozdział 7.3).

Scharakteryzowana powyżej metodyka realizacji badań przeprowadzonych przez mgra Mazurka jest oparta na uzasadnionych założeniach. Wszechstronne i, na rozważanym etapie wyczerpujące, podejście do opracowania i walidacji proponowanych metod przetwarzania danych jest wyróżniającą się cechą badań opisanych w rozprawie. Prace te przyniosły rozwiązanie postawionego zagadnienia.

Oryginalne osiągnięcia naukowe mgra Mazurka opisane w recenzowanej rozprawie to opracowane przez Niego na gruncie bayesowskiej teorii wnioskowania statystycznego nowe metody przetwarzania danych z radaru impulsowego, a także metody łączenia danych radiolokacyjnych i cech obrazu z kamery głębi w celu redukcji niepewności estymatorów trajektorii ruchu człowieka przemieszczającego się w przestrzeni obserwowanej przez te czujniki. Doktorant zaplanował i przeprowadził badania dowodzące, że opracowane metody może cechować w praktyce mniejsza niepewność pomiaru – w porównaniu ze znanymi metodami deterministycznymi. Wartość i znaczenie Jego prac zostały docenione przez innych

*Rudolf
Mazurka*

badaczy międzynarodowej społeczności. Ich częściowe wyniki zostały opublikowane m.in. w czterech oryginalnych artykułach w uznanych periodykach naukowych [*Biomedical Signal Processing and Control* (IF = 3,063) i *Measurement* (IF = 2,312)] oraz w materiałach kilkunastu renomowanych konferencji.

Struktura rozprawy jest właściwa dla opracowań naukowych. Wykresy, rysunki, tabele i wzory są czytelne. Rozprawa została zredagowana bardzo starannie, napisana zwięźle i przejrzysto w języku angielskim. Przedstawione argumenty są przekonujące. Jedyne dostrzeżone przeze mnie elementy tekstu wymagające korekty, to tzw. literówki:

Eq. (3-3) → Eq. (3-1) (str. 42),

Reconstrtuction → Reconstruction (str. 166),

Acm → ACM (str. 167, 169),

leee → IEEE (str. 168, 169).

Przypuszczam, że potrzebna jest także zmiana niektórych akronimów w legendzie rys. 5.14 i 5.16.

Moja ocena zakresu, wyników i prezentacji badań naukowych przeprowadzonych przez mgra Mazurka w ramach ocenianego projektu doktorskiego jest bardzo wysoka. Sądzę, że dla innych badaczy, którzy by chcieli powtórzyć i rozwinąć opisywane prace, przydatne byłyby dodatkowe informacje na temat szczegółów technicznych stanowiska pomiarowego wykorzystanego do zebrania danych. Niektóre hipotetyczne pytania zestawiałem poniżej.

- Czy pomieszczenie, w którym rejestrowano sygnały było typowym pomieszczeniem, czy też było specjalnie przygotowane (np. ściany wyłożone materiałem pochłaniającym promieniowanie elektromagnetyczne w zakresie mikrofal)?
- Czy odzież noszona przez ochotnika poruszającego się po zaplanowanej trajektorii miała jakieś szczególne właściwości?
- Jaka była podstawowe parametry konstrukcyjne radarów i kamery, użytych w doświadczeniach?
- Czy sugestia przyczyny dwukrotnej różnicy wartości odchylenia standardowego estymat odległości przedstawiona na str. 101 (różnice sprzętowe w układach radarów) jest hipotezą, czy też została potwierdzona, np. przez zamianę urządzeń radarowych przy zachowaniu położenia anten?
- Z jakiego materiału wykonano przeszkody (obstacles) zilustrowane na rys. 7.2c? Jaka była ich budowa?

Magister Paweł Mazurek przedstawił oryginalne rozwiązanie istotnego problemu naukowego w dziedzinie nauk technicznych. Kandydat posiada wiedzę teoretyczną i praktyczną potrzebną do prowadzenia badań naukowych w dyscyplinie elektronika. Stosując metody badawcze właściwe dla tej dyscypliny udowodnił, że techniki monitorowania ruchu osób w pomieszczeniach za pomocą czujników radarowych i kamer głębi można znacząco udoskonalić. Stwierdzam w związku z tym, że Kandydat spełnił wymagania Ustawy z 14 marca 2003 r. o stopniach naukowych i tytule naukowym... z późniejszymi zmianami (Dz. U., 27 września 2017 r., poz. 1789) i wnioskuję o dopuszczenie rozprawy doktorskiej do publicznej obrony.

*Rudolf
Mazurka*

Dysertacja doktorska Pawła Mazurka wyróżnia się szerokim zakresem merytorycznej dyskusji i wnikliwością analizy stanu wiedzy na temat podjętego zagadnienia naukowego. Wysoko oceniam wkład intelektualny jej autora w opracowanie koncepcji wykorzystania teorii wnioskowania bayesowskiego do udoskonalenia metod monitorowania ruchu osób w pomieszczeniach przy wykorzystaniu czujników różnych rodzajów oraz w planowanie i realizację eksperymentów demonstrujących walory jego oryginalnych rozwiązań. Doktorant był współautorem czterech artykułów, związanych z tematyką dysertacji, w czasopismach naukowych o dużej renomie. Biorąc pod uwagę wszystkie te pozytywne aspekty ocenianej pracy doktorskiej, uważam ją za wybitnie dobrą, zasługującą na wyróżnienie.

Rudolf Matala

Bayesian solutions of problems related to
non-invasive and non-intrusive monitoring of elderly
persons

PhD thesis by Pawel Mazurek
Warsaw University of Technology

Review comments by Alistair Forbes
National Physical Laboratory, UK

Alistair Forbes
15/10/2018

1 Review of the thesis: summary

1.1 Subject of the thesis

The thesis is concerned with the estimation of the location and/or trajectory of an object from sensor readings. The sensors systems considered are impulse radar sensors and depth sensors that each provide measured signals from which an estimate of the distance to an object from the sensor can be obtained. A target application for the work is the non-intrusive monitoring of movement of an elderly person living alone with a view to assessing the health and well-being of the person.

The research objectives are set out quite clearly, address new research challenges that take into account the current state-of-the art and future requirements. The thesis title is appropriate although the thesis considers a range of solutions, not just Bayesian ones, to the challenges.

1.2 General characterisation of the thesis

Following a discussion on the technological aspects of monitoring elderly persons (Ch. 1), the research problem formulation (Ch. 2), and an overview

of Bayesian inference (Ch. 3), the thesis goes on to discuss the main technical contribution of the research:

- Ch. 4 The extraction of the relevant signal from analysis of impulse-radar data. The issue here is that the radar data reflects the response of the system due many influence effects (static or changing background scenes, noise corruption, etc.) as well as the stimulus associated with the motion of a person in a room, the quantity of interest. The author considers novel methods based on Bayesian inference and compares them on semi-synthetic and real-world data with three estimation-based methods frequently used by the signal processing community. *Contribution.* The main contribution seems to be the adaption and comparison of existing methods to the impulse-radar data. The three Bayesian methods are based on work reported in references [306], [307], and [308].
- Ch. 5 The estimation of the distance from the sensor to the object on the basis of the signal extracted from the impulse-radar data according to methods developed in Chapter 4. Here a novel Bayesian method is developed by the author and compared on semi-synthetic and real-world data with three other non-probabilistic methods. *Contribution.* The development of a new Bayesian method and application of the reversible jump Markov chain Monte Carlo method to the analysis of the data. This work is a significant undertaking.
- Ch. 6 The estimation on location and trajectory of a person from distance measurements extracted from measurement data according to methods developed in Chapter 5 and therefore depending on methods developed in Chapter 4. Here three Bayesian methods are compared with three other methods based on real-world data. *Contribution.* The adaption and comparison of existing methods to the impulse-radar data.
- Ch. 7 Chapters 4, 5 and 6 have considered only impulse-radar data. Chapter 7 involves the fusing the estimates of location and trajectory available from the analysis of both impulse-radar data (Chapters 4, 5 and 6) and depth sensor data. Three Bayesian methods for data fusion are compared with three other methods on real-world data. *Contribution.* The adaption and comparison of existing methods to the impulse-radar and depth sensor data

In general:

- The thesis is well-structured, follows a logical progression, and is presented to a high standard. Some editorial comments are given in section 3.
- The thesis provides a description of the models and algorithms involved, the generation of semi-synthetic data and the design of experimentation associated with real-world data.
- The results of the experimentation are presented quite clearly, even although there are of the order of $6 \times 4 \times 4 \times 6$ variations in the analysis methods associated with the four technical chapters 4–7.
- The references are extensive and appropriate.
- The chapter titles reflect the content of the chapters.

1.3 General and specific comments

The thesis covers an impressive range of inference and estimation technologies, including

- Maximum a posterior estimation (MAP), analytical marginalisation,
- Markov chain Monte Carlo (MCMC) sampling methods, in particular the reversible jump MCMC approach used in Chapter 5,
- (Extended) Kalman filters, particle filters,
- Maximum likelihood estimation,
- Weighted least squares, total least squares, iteratively re-weighted least squares, singular value decomposition,

all of which are appropriate for the various data analysis challenges.

Further comments, discussion and questions are given in section 2 below. Of these, I highlight here:

- Some further description of the models underlying the algorithms would be beneficial.

- A discussion of the computational requirements of the various methods and their practicality for the target application is necessary.
- Chapters 4, 5 and 6 involves the extraction of information about the location of a person from the analysis of sensors data. The analysis is broken down into three stages but a Bayesian approach enables the analysis to be performed in one larger computation. It would be useful to see, for example, how a Bayesian approach could be applied to estimate location directly from the extracted radar signals rather than going through the intermediate stage of estimating distances. The two approaches should be equivalent in terms of their inferences if not in terms of their computational requirements.

1.4 Achievements described in the thesis

The societal challenge addressed by thesis, the well-being of an elderly population, is significant both in terms of economic impact and quality of life. The technical challenges addressed by the thesis are significant, in particular the analysis of radar signals relating to a moving object operating in an environment that is also changing in a non-predictable way over time. The thesis has been successful in addressing the technical challenges in that a number of potential solutions, some adapted from earlier work, some novel developed and implemented by the author, have been applied to the analysis of a wide range of data derived from experimentation and the results presented and analysed. The research has been conducted and presented to a high standard.

1.5 Conclusion

The thesis demonstrates original and innovative approaches to the research problem and clearly indicates a high level of theoretical knowledge relating to the analysis of sensor data using Bayesian inference and estimation methods. The thesis also demonstrates very well that the candidate has the ability to undertake scientific research at a level appropriate for a leading research university or similar institution. I have no doubt that the research meets the requirement for the award of a Ph. D. degree.

2 Comments, discussion and questions related to the thesis

CHAPTER 2: Research problem formulation

p30–31 The description of the measurement problems seems to follow a classical estimation approach. We observe outputs $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$ related to our measurand $\mathbf{x}$ and define an estimation process $\hat{\mathbf{x}} = g(\mathbf{y})$ that converts the observations to estimates $\hat{\mathbf{x}}$ of the measurand.

p39 The last sentence in the chapter can be interpreted a number of ways and I am not sure of the intended meaning: Bayesian inference is more accurate *only if* sufficient statistical information is available (otherwise it is no better or even worse than other approaches, OR Given sufficient (prior?) statistical information, Bayes inference is more accurate, OR Bayesian inference is more accurate and only requires the availability of sufficient statistical information?

CHAPTER 3: Principles of Bayesian inference. As the thesis is about Bayesian solutions, I think this chapter could be more comprehensive. Currently, it summarises just the basics but then Chapter 4 and later Chapters go on to use a range of sophisticated Bayesian tools without much introduction to them. Topics for further expansion in this chapter include:

State-of-knowledge distributions. Prior distributions and posterior distributions can be regarded as state-of-knowledge distributions about a quantity, e.g., the length L of a gauge block. We generally do not think of the length L as being a random variable, only that our knowledge about L is encoded by a distribution.

The product rule. It is useful to show how Bayes' theorem is derived from the production rule:

$$p(A, B) = p(A|B)p(B) = p(B|A)p(A),$$

a fundamental axiom of probability theory. Applying it to the events, the system being in state $\mathbf{a}$ (A) and observing data $\mathbf{y}$ (B), we have

$$p(\mathbf{a}, \mathbf{y}) = p(\mathbf{a}|\mathbf{y})p(\mathbf{y}) = p(\mathbf{y}|\mathbf{a})p(\mathbf{a})$$

which relates our knowledge of the system $p(\mathbf{a}|\mathbf{y})$, given that we have observed $\mathbf{y}$, to i) the likelihood $p(\mathbf{y}|\mathbf{a})$ and ii) our prior knowledge

$p(\mathbf{a})$. Since the likelihood and prior knowledge are things we know about, Bayes' theorem allows us to evaluate what we want to know, $p(\mathbf{a}|\mathbf{y})$, in terms of things we do know, *up to a normalising constant*. The product rule also makes clear the role of the prior distribution, a necessary component of Bayesian inference.

Bayesian updating. A key feature of Bayesian inference is its ability to combine information from independent sources or experiments in coherent way:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{a}|\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2) &\propto p(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2|\mathbf{a})p(\mathbf{a}), \\ &= p(\mathbf{y}_1|\mathbf{y}_2, \mathbf{a})p(\mathbf{y}_2|\mathbf{a})p(\mathbf{a}), \\ &\propto p(\mathbf{y}_1|\mathbf{a})p(\mathbf{a}|\mathbf{y}_2), \\ &\propto p(\mathbf{y}_2|\mathbf{a})p(\mathbf{a}|\mathbf{y}_1), \end{aligned}$$

so that the posterior for one experiment can be regarded as the prior for another experiment and it does not matter which order the updating is performed, so long as the experiments are independent.

Hyperparameters and hierarchical models.

Nuisance parameters and marginalisation. We may be interested in $\mathbf{a}$ but the model also involves parameters $\mathbf{b}$:

$$p(\mathbf{a}|\mathbf{y}) = \int p(\mathbf{a}, \mathbf{b}|\mathbf{y})d\mathbf{b}.$$

Summary information. While Bayes' theorem provides the form of the posterior distribution, the fact that it is known only up to a normalising constant means that it is generally difficult to extract summary information such as means and variances from the distribution. Hence the importance of sampling methods. The mode or MAP estimate can be determined using optimisation techniques and is a practical approach to providing a representative of the model parameters and be used to determine a multivariate Gaussian approximation to the posterior distribution.

Conjugate priors. Conjugate prior distributions are often distributions that represent knowledge equivalent to having observed an earlier set of data. For some distributions they have the advantage that they lead to posterior distributions that can be represented analytically.

Posterior predictive distributions. Needed for Chapter 6.

Proper, vague and improper priors.

p44 I would use the term ‘likelihood’ instead of ‘conditional probability density function for the data, $p(\mathbf{y}|\mathbf{a})$, the likelihood of observing the data $\mathbf{y}$ for a system specified by parameter values $\mathbf{a}$.

p44 I would say that: Bayesian inference is a very natural approach to updating our knowledge of a system on the basis of observed data. However, until the emergence of Markov chain Monte Carlo sampling methods in the 1990’s, the extraction of information on the basis of a Bayesian inference was computationally infeasible for all but a few but important cases in which an analytical approach was possible, for example linear model subject to Gaussian random effects. A new computational approaches have been developed, Bayesian approaches to data analysis are being adopted and proving to being effective in nearly every scientific and engineering domain.

CHAPTER 4: Extraction of signal from impulse radar data

The time axis. For discussion: to what extent do the models take into account the fact that the data comes from a system evolving over time.

Section 4.2. It would be helpful to have some discussion how the various distributions that are assigned in the models are related to the physical system. For example, what is the role of matrix B and why is it associated with a Bernoulli distribution. It would help the reader to see how the Bayesian methodology can be used to capture known features of the system in a flexible way. It would also help explain what the key differences are between the CSMC, CSVB and CSBR methods in terms of their modelling assumptions.

Section 4.3. This section does have some motivation for why each method might be expected to work, based on the characteristics of the system. As commented above, it would be good to have some similar motivation for the Bayesian methods and how they capture better or differently known features of the system.

Tables 4.2 and 4.4. Is there a reason CSMC#2 fails? Can the hyper-parameters associated with the model be tuned so that it succeeds.

Computational requirements. There should be some discussion about the computational requirements of the six methods and perhaps how easy or difficult it is to implement them in code. A quick, approximate method can be very useful, especially as a first stage prior to the application of a more comprehensive approach.

4.7 Chapter conclusions. In comparing Bayesian methods against non-Bayesian methods, the results seem not to point in one direction or the other. The success of the methods will depend on to what extent they capture the real behaviour of the underlying system, i.e., it depends on the underlying models. The models can be used in a Bayesian inference setting or an estimation setting (and many estimation methods can be viewed as approximations to Bayesian inference). Bayesian inference based on a poor model is likely to be less effective than an estimation method using a good model. Some discussion on this would be helpful.

CHAPTER 5: Estimation of impulse-radar signal parameters.

Estimate of the distance of a person to the sensor. The main requirement from the analysis of signals is an estimate of the distance d of a person from the sensor, e.g., as indicated in figure 2.4c. The Bayesian methods of this chapter provide posterior distributions for a large number of parameters but it is not clear how these posteriors are used to define a posterior distribution for d .

Convergence of the MCMC algorithms. One issue with using MCMC algorithms is judging whether or not they have converged. Has any convergence analysis been performed, e.g., using multiple chains to assess if the chains are sampling from the same distribution.

Posterior distributions associated with (hyper-) parameters. It is often useful to compare the posterior distributions associated with parameters to determined those parameters that are being informed by the data and those for which the data supplies no new information. In particular, what do the posterior distributions associated with the noise parameters, e.g., σ_k^2 , look like.

p76. Do we need two hyper-parameters σ_K^2 and ζ_K^2 (or is it just ζ^2)?

p82. Perhaps there should be more discussion of the label switching problem and how it applies to the problem.

Computational requirements. Some discussion about the computational requirements of the four methods would be helpful, particularly relating to their practical implementation for monitoring the elderly.

CHAPTER 6: Estimation of two-dimensional trajectories.

Smoothing of distance trajectories. It is not clear to me what the advantage is in smoothing the distance trajectories rather than having a smoothing operation applied to the moving trajectory that would reflect the fact that a person's movement will not have large changes in acceleration, for example.

Different models, different inference procedures. It seems the difference in the methods relate, at least partially, to different models used to represent the trajectories rather than differences in the analysis methods.

p104. Explain why using the predictive probability density function to determine the number of B-spline knots (parameters) is a good idea and can be expected to work.

p105. Provide some explanation of the parameters of the inverse gamma distributions in (6-11) and (6-12).

Iteratively-reweighted least-squares estimator. This is characterised as a non-probabilistic method. However, iteratively-reweighted least-squares estimation can be used to find the MAP estimate of a posterior distribution and hence could be classified as Bayesian inference tool.

p107. What is the bisquare weight function?

p108. At this point in the discussion I expected to see a Bayesian approach to evaluating (or providing summary information about)

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2),$$

the density associated with a person being located at $\mathbf{x}$, given that radar signals $\mathbf{y}_1$ and $\mathbf{y}_2$ from two sensors has been observed. The assignment of Gaussian noise to the distance estimates in (6-25) seems to ignore the analysis of the radar signals in Chapter 5. This point relates to my earlier comment about Chapter 5.

Particle filter and extended Kalman filter. Explain the differences between the two and why one is regarded as Bayesian inference and one is regarded as a non-probabilistic method. As with many estimation methods, the Kalman filter can be regarded as an important tool in Bayesian inference as it corresponds to MAP estimation for a class of models.

p115. I note that the preprocessing of the radar data for this section was done using the CSAD method, a method that is labelled non-Bayesian.

CHAPTER 7: Fusion of radar and depth sensor data.

Gaussian estimates of location. Equations (7-2) and (7-3) indicate essentially that the posterior distributions associated with the location $\mathbf{x}$ derived for the radar data or the depth data are Gaussian but I imagine that the posterior distributions derived from the analysis of the radar signals, for example, could be considerably non-Gaussian. (Equations (7-2) and (7-3) involve only scalar variances but I think they should be 2×2 variance matrices.) Usually, the effect of marginalising with respect to a large number of nuisance parameters is to yield distributions that are longer-tailed than Gaussians, e.g., t -distributions.

Benefits of fusion. In general, if we have two sets of measurements of approximately equal accuracy, we can expect the uncertainty to reduce by a factor of $1/\sqrt{2}$, approximately. For fusing data from different sensor systems can sometimes perform better than that, particularly if one sensor makes up for deficiencies in the other, and *vice versa*. There is some evidence of that in table 7.1. If we are fusing data purely on the basis of means and variances, there is limited scope for attaining enhanced accuracies. Bayesian inference takes into account the shapes of the distributions and can give better results than, say, least-squares methods if the associated distributions are non-Gaussian in some way, e.g., skewed or long-tailed.

p141. I note that the particle filter and the Kalman filter have similar performance, according to table 7.1.

3 Editorial comments

p29 Mean velocity (a vector) or mean speed (a scalar)?

- p30 The model is also taking into account → The model also takes into account
- p31 called forward model → called the forward model
- p32 at least a pair → at least one pair
- p33 I guess that *i.a.* stands for *inter alia*, but it is not a common abbreviation in English. I suggest saying: Other methods, less frequently used, include ...
- p33 'An exemplary result' suggests that the result in figure 2.4b is a very good example of clutter suppression. Or is it a typical example? Also applies to the text relating to figures 2.4c – 2.4f, and 2.7b.
- p33 to plexus solaris → to the solar plexus
- p33 quite often used → common, less frequently used → less common
- p36 divers methods → various methods, a variety of methods. The word 'divers' is not a word commonly used in English these days. Also applies to earlier and later use of the word.
- p38 Consider adding references relating to Dempster-Shafer, fuzzy logic, artificial neural networks, and Kalman filters.
- p38 and later. Can also use the phrase 'prior information' instead of '*a priori* information'.
- p51 Provide a reference for a 'Jeffreys prior'.
- p57 The value of N , → The value of N ,
- p57 Suggest saying 'approximately' instead of '*ca.*'.
- p68 have been described in Chapter 5 → are described in Chapter 5
- p81 an exemplary impulse-radar signal → an example impulse-radar signal (?)
- p105 which, for clarity, will not → which, for the sake of conciseness, will not
- p108 as well as an exemplary MATLAB code → as well as MATLAB code