

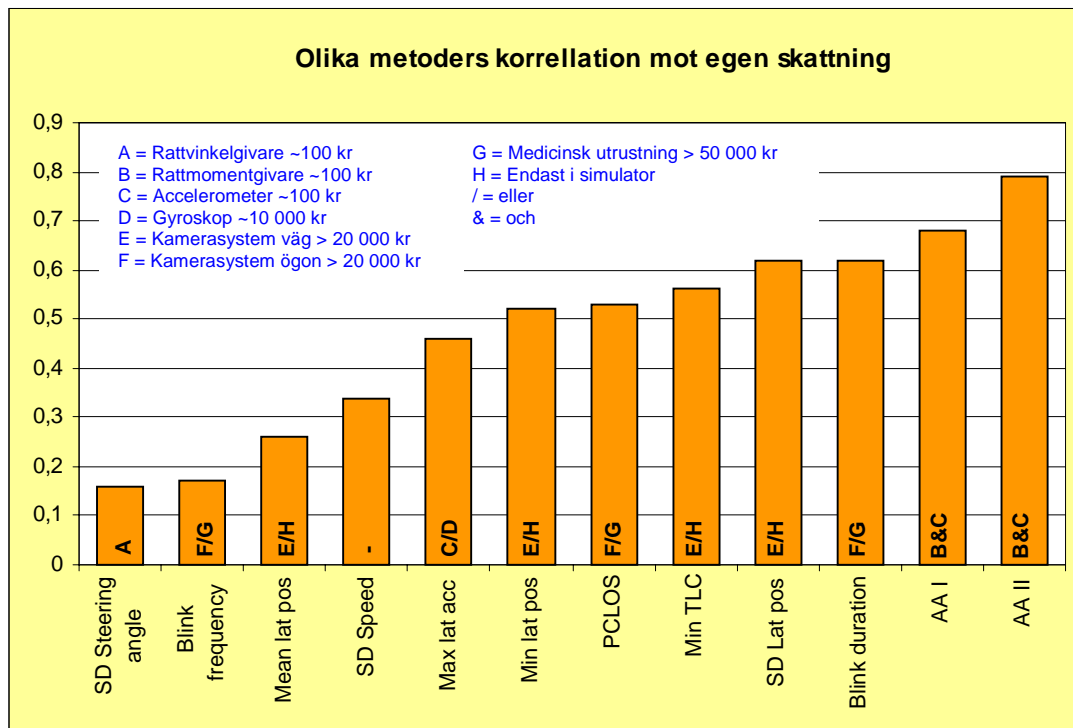
## Simulatorstudie hos VTI 2002

### Komplettering och kommentarer

VTI utförde en skyltfondsfinansierad simulatorstudie åt Active Attention under 2002. Resultatet bedömdes som positivt och redovisades i en kortfattad rapport 2003-02-01.

#### Korrelationer

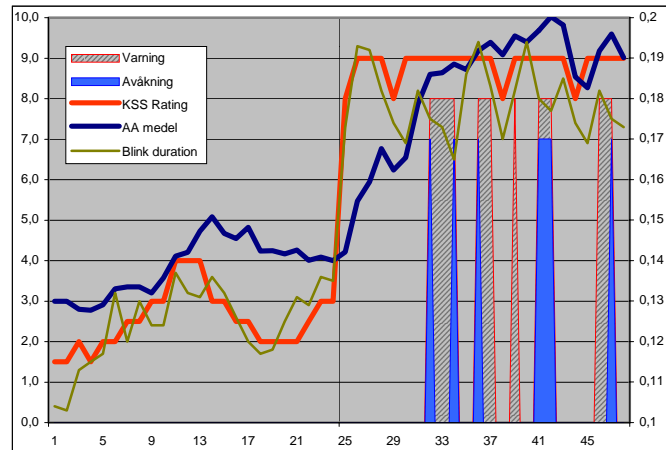
I det blindtest som gjordes fattas en mycket viktig storhet: Tid. Alla femminutersavsnitt har betraktats som separata mätningar (stapel AA I i diagrammet nedan). Genom att skapa ett glidande medelvärde över tiden har resultatet förbättrats ytterligare (stapel AA II i diagrammet nedan). I diagrammet visas också vilken typ av sensorutrustning som krävs för att åstadkomma respektive mått. En indikation på seriemässigt pris på respektive sensorutrustning anges också.



För att sätta resultatet i relation till forskningsfronten refererar vi till VTI-meddelande 922A. Utdrag ur meddelandet finns i slutet av detta dokument. Den korrelation man där anser vara möjlig att uppnå ligger på ungefär 0.75 men då måste man kombinera flera mått både från bilen och från föraren. Man säger också att detta troligtvis inte låter sig göras i trafik utan bara i simulator. Den studie man refererar till gjordes hos Daimler Benz. **Vi uppnår korrelationen 0.8 och vår metod är användbar i både simulator och verklig trafik, till en högst rimlig kostnad.** VTI-meddelande 922A finns att ladda ned från [www.vti.se](http://www.vti.se)

## Avåkning och varning

Den stora frågan är nu hur säkert ett varningssystem baserat på Active Attentions mått kan bli. Det första steget är att jämföra läget för de avåkningar som skedde och våra framräknade värden. I beräkningarna har vi utgått ifrån Active Attentions mått AA II. När värdet överstiger 8 och derivatan är positiv gör vi en markering. **För samtliga förare lyckas vi på detta sätt pricka in alla avåkningar med maximalt 5 minuters diff.**



Ovan visas exempelvis diagrammet för förare 4 som för övrigt var mycket intressant i det att hans korrelation mellan egen skattning och måttet "Blink Duration" låg på 0.97 Ingen annan förare uppvisade detta. Korrelationen för AA II för förare 4, blir 0.9.

## Slutsats

Utvecklingen av en enkel och effektiv mätmetod för bestämning av förarens trötthet/kontrollförmåga har i och med de nya beräkningarna tagit ett stort steg framåt.

- Korrelationen mellan förarens egen skattning och Aktive Attentions mått ligger på 0.79 vilket visar på mycket goda förutsättningar för utveckling av funktionella produkter.
- Att kunna varna i tid förfaller högst troligt då ingen avåkning har skett utan AA:s mått indikerat detta.

En fråga som gör sig gällande är hur väl förarnas egen subjektiva skattning stämmer med den verkliga kontrollförmågan. Nästa steg är att ett större försök i både verklig trafik och simulator.

## Fordonskontroll och trötthet

av Albert Kircher, Marcus Uddman och Jesper Sandin

### Sammanfattning

## Det saknas enkla och tillförlitliga körbeteendemått för att identifiera trötta förare

Det är känt att sömnhet och trötthet sammanfaller med att förare har försämrad kontroll över fordonet. Vi undersökte vilka faktorer som skulle kunna vara möjliga att använda för att förutsäga och upptäcka försämrad fordonskontroll och som beror på att föraren är trött. I denna undersökning fokuserades på variabler som direkt relaterades till lateral kontroll och styrbeteende. Siktet var inställt på en metod som skulle kunna predicera och detektera nedsatt körprestation i realtid och på ett automatiserat sätt. Psykofysiologiska mått, subjektiva skattningsskalor etc. tas bara kortfattat upp i denna studie.

Rapportens första del är en litteraturstudie. Syftet med denna är att ge en överblick över den tillgängliga domänkunskapen och ett försök att identifiera de mest lovande indikatorerna på nedsatt körbeteende. Ett stort antal publikationer som beskriver olika angreppssätt har granskats. Kartläggningen visar tydligt att det inte finns unika indikatorer som kan användas isolerat för att tillförlitligt detektera nedsatt körbeteende som beror på att föraren är trött. En kombination av olika mått rekommenderas, t.ex. analys av lateral kontroll och blinkbeteende. På marknaden finns ett fåtal kommersiella system för att detektera trötthet, men inget av dessa system erbjuder en tillräckligt tillförlitlig och vetenskapligt beprövad metod för att detektera en trött förare.

I den andra delen av rapporten redovisas en analys av kördata från tidigare försök i körsimulator. Signalbehandlingsmetoder som frekvensanalys med hjälp av Fouriertransformationer och statistiska analyser genomfördes med syfte att undersöka om data gick att använda för att detektera trötthetstillstånd som skattats med hjälp av en subjektiv skattningsskala (Karolinska Sleepiness Scale). Speciellt undersöktes potentialen i att använda data som beskriver lateral kontroll (styrningen) som ett sätt att mäta förarens trötthet. Mått som relaterade till lateral position, t.ex. tid till linjeöverskridning (time to line crossing) och standardavvikelse för lateral position, prövades men inget av dessa mått befanns vara användbart. Analysen av experimentella data gav inga klara svar på vilka körbeteendevariabler/mått som är mest lovande för att detektera trötthet hos föraren.

Analysresultaten sammanfaller således med det man fann i litteraturstudien: Det finns inget unikt mått som kan användas isolerat i syfte att detektera trötthetstillstånd tillräckligt tillförlitligt. En mer avancerad signalbehandlingsteknik skulle kunna ge ett bättre resultat. Ytterligare undersökningar och analyser av data är nödvändiga. Kombinationer av olika mått som ögonblinksmått tillsammans med mått på lateral kontroll (styrning) har bättre förutsättningar att ge ett tillräckligt bra resultat.

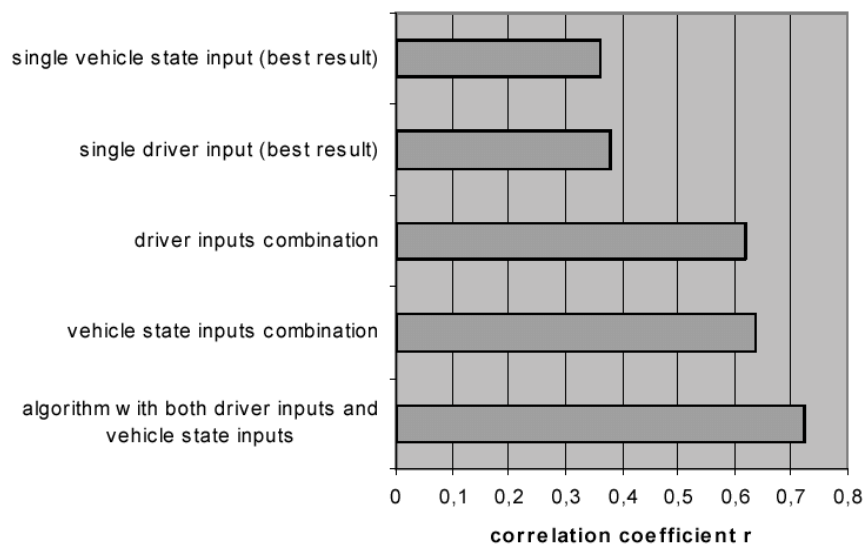
## 4 Methods to identify drowsiness in drivers

### 4.1 Physiological measures

Physiological measures have been frequently used to detect drowsiness. The most promising measures are electroencephalogram measures (EEG) aimed at detecting brain waves typical for fatigue. There is good evidence that rising alpha (8–11Hz) and theta (4–7 Hz) EEG activities indicate increasing sleepiness and thus the potential for lapses in attention and behaviour [18].

Renner and Mehring [19] used EEG and eye parameters to capture driver impairment (mainly caused by fatigue): slow eye movements were used to identify moments of "insufficient perceptual capabilities", and increase of slow wave EEG to identify "deficient information processing". The authors write that this combination appears to be the most promising way to obtain a complete picture of the drivers state related to alertness.

The following figure (figure 1) shows the correlation coefficients  $r$  for subjectively evaluated drowsiness and a) an algorithm based on signals from lateral vehicle position, steering wheel angle and longitudinal speed (vehicle state and driver inputs); b) only driver inputs (such as steering angle); c) only vehicle state variables (such as lateral vehicle position).



**Figure 1** Correlation coefficients for different methods of drowsiness prediction, based on a study in the Daimler Benz simulator with 20 professional truck drivers [19]. The algorithm itself is based on retrospective six minute moving averages using one-minute intervals. Driver inputs are for example steering wheel angle; vehicle state inputs are measures like lateral position and TLC.

The *heart rate variability* is also reported to be able to determine the alertness state of the driver [20, 21]. It is though challenging to obtain this measure without having to place electrodes on the driver.

**Table 8** A summary of possible methods and measures to detect drowsiness in a driving situation together with the author's personal opinion about their possible practical value (see note below!).

Measure	Possible to detect or predict drowsiness with the measure	Measure feasible for automatic in-vehicle registration and detection	Reference
Lateral placement of the car	+ (-)	+	16, 46, (the SAVE study [45] gave negative results for this measure)
Lateral position variation (and lane tracking variability)	++	+	32, 45, 80,81
sStandard deviation of lateral position (SDLP)	++	+	43 (SDLP is closely connected to lateral position variation), 45, 82, 42
Steering movements (steering wheel variability)	++	++	32, 16, 32, 45, 83, 84, 35
Time to collision (TTC)	-	-	45
Time-to-line crossing (TLC)	+	+	53, 19
Speed maintenance or variation	-	++	16, 32, 45, 46
Brake reaction	-	++	16
Time and accelerator behaviour	-	++	16
Eye movements and eye blinks	++	+	16, 87, 22, 95, 24, 45, 25, 28, 85, 67, 86
Eye closure	++	-	87, 24, 92
Heart rate and related cardiac physiological measures	- (+)	-	16, 95, 88, 89 (here different authors have different opinions)
EEG (electroencephalogram)	++	-	16, 95, 90, 91
Skin potential level	+	-	92, 93
Muscle activity	-	-	92
Analyses of bodily fluids	-	-	16
Time needed to recover from fatigue	++	-	16
Subsidiary reaction time devices	+	-	16, 87
Subsidiary auditory reaction time task (driver's reaction to an acoustic signal)	+	-	16
Tests of persistence, Stroop effect, Critical Flicker Fusion	++	-	16
Video recordings of driving	+++	-	32
Head nodding	+	+	87, 45
Performance measures other than driving related	-	-	16, 95
Secondary task measures	+	-	94
Rating scales (ex: questionnaire)	+++	-	16, 95

**Note:** the summary only illustrates single factors. As pointed out before, many authors believe that only a combination of more factors can be used to predict drowsiness reliably (see for example Kipling [3]).

+ → means that the measure is suitable to detect drowsiness or that automatic in-vehicle registration is possible. If a measure has more than one + it is considered more suitable.

- → means that the measure is not suitable to detect drowsiness or that automatic in-vehicle registration is not possible.