

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA**

**INFERÊNCIA DO ESFORÇO COGNITIVO
DESPENDIDO EM ATIVIDADES HUMANAS A
PARTIR DE UM SISTEMA SENSÍVEL AO
CONTEXTO**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Bruno Romero de Azevedo

Santa Maria, RS, Brasil

2015

**INFERÊNCIA DO ESFORÇO COGNITIVO DESPENDIDO EM
ATIVIDADES HUMANAS A PARTIR DE UM SISTEMA
SENSÍVEL AO CONTEXTO**

Bruno Romero de Azevedo

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Programa de
Pós-Graduação em Informática (PPGI), Área de Concentração em
Computação, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS),
como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Ciência da Computação

Orientadora: Prof^a. Dr^a. Iara Augustin

Santa Maria, RS, Brasil

2015

Romero de Azevedo, Bruno

Inferência do esforço cognitivo despendido em atividades humanas a partir de um sistema sensível ao contexto / por Bruno Romero de Azevedo. – 2015.

68 f.: il.; 30 cm.

Orientadora: Iara Augustin

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Informática, RS, 2015.

1. Activity Project. 2. Computação Sensível ao Contexto. 3. Computação Ubíqua. 4. Esforço Cognitivo. 5. Modelo SRK. 6. Risco em Atividades. I. Augustin, Iara. II. Título.

© 2015

Todos os direitos autorais reservados a Bruno Romero de Azevedo. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

E-mail: brunodea@inf.ufsm.br

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Informática**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**INFERÊNCIA DO ESFORÇO COGNITIVO DESPENDIDO EM
ATIVIDADES HUMANAS A PARTIR DE UM SISTEMA SENSÍVEL AO
CONTEXTO**

elaborada por
Bruno Romero de Azevedo

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Ciência da Computação

COMISSÃO EXAMINADORA:

Iara Augustin, Dr^a.
(Presidente/Orientadora)

Ana Trindade Winck, Dr^a. (UFSM)

Manuele Kirsch Pinheiro, PhD. (UP1)

Santa Maria, 3 de Agosto de 2015.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer aos meus pais, Luiz Neto de Azevedo e Maria Salete Romero de Azevedo, e aos meus irmãos, Fabiano Romero de Azevedo e Luiz Felipe Romero de Azevedo, pelo apoio que me foi dado ao longo de todo o processo de realização do mestrado.

Também gostaria de agradecer à minha orientadora, prof. Dr.^a Iara Augustin, e ao prof. Dr. João Carlos D. Lima pelas suas valiosas contribuições e importantes direcionamentos que me levaram à construção desta dissertação.

Por fim, gostaria de agradecer aos meus colegas de mestrado Alfredo Del Fabro Neto e Rafael Boufleuer por suas imprescindíveis e importantes trocas de experiências e auxílios nos momentos mais cruciais.

“Se o conhecimento pode criar problemas, não será através da ignorância que os resolveremos.”

— ISAAC ASIMOV

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Informática
Universidade Federal de Santa Maria

INFERÊNCIA DO ESFORÇO COGNITIVO DESPENDIDO EM ATIVIDADES HUMANAS A PARTIR DE UM SISTEMA SENSÍVEL AO CONTEXTO

AUTOR: BRUNO ROMERO DE AZEVEDO

ORIENTADORA: IARA AUGUSTIN

Local da Defesa e Data: Santa Maria, 3 de Agosto de 2015.

Existem diferentes motivos que podem colaborar para que uma atividade humana resulte em danos à saúde física de um indivíduo. De modo geral, eles caracterizam situações de risco que podem ser evitadas, caso identificadas. Um destes motivos diz respeito ao nível da habilidade de uma pessoa em processar informações, reagir ao seus arredores e tomar decisões para a realização de uma atividade, o qual é determinado pela alocação de recursos mentais demandados por ela para a sua execução. Quando esta alocação é inadequada, há uma maior possibilidade de que algum tipo de acidente relacionado à atividade ocorra devido à sobrecarga cognitiva. Dessa forma, propõe-se o desenvolvimento de um modelo para a inferência deste esforço cognitivo a partir de modelos da psicologia, em especial o modelo comportamental habilidade-regra-conhecimento, conceitos da computação ubíqua e de diferentes técnicas para o mensuramento do esforço cognitivo. Testes foram realizados em um *dataset* público e os resultados obtidos demonstram ser viável a inferência do esforço cognitivo de forma não-intrusiva em um sistema ubíquo a partir da análise do desempenho do indivíduo. Esta dissertação é parte integrante do projeto *Activity Project*, o qual visa desenvolver um *middleware* sensível ao contexto para a inferência e predição do risco em atividades.

Palavras-chave: Activity Project. Computação Sensível ao Contexto. Computação Ubíqua. Esforço Cognitivo. Modelo SRK. Risco em Atividades.

ABSTRACT

Master's Dissertation
Post-Graduate Program in Informatics
Federal University of Santa Maria

INFERENCE OF THE COGNITIVE WORKLOAD SPENT DURING HUMAN ACTIVITIES IN A CONTEXT-AWARE SYSTEM

AUTHOR: BRUNO ROMERO DE AZEVEDO

ADVISOR: IARA AUGUSTIN

Defense Place and Date: Santa Maria, August 3th, 2015.

There are different reasons that may collaborate for a human activity to result in damages in one's physical health. Generally, they characterize risk situations that can be avoided, if identified. One of these risks is related to the skill level that a person has to process information, react to his surroundings and make decisions in order to perform an activity, which is determined by the allocation of the mental resources demanded by the activity for its execution. When this allocation is inappropriate, there is a higher possibility for some kind of accident related to the activity to happen due to cognitive overload. This way, it is proposed the development of a model for the inference of such cognitive workload based on models from psychology, especially the skill-rule-knowledge model, concepts from ubiquitous computing and different techniques for the measurement of the cognitive workload. This dissertation is a part of the project *Activity Project*, which aims to develop a context-aware middleware for the inference and prediction of risks in activities.

Keywords: Activity Project, Context-Aware, Ubiquitous Computing, Cognitive Workload, SRK model, Risk in Activities.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Arquitetura conceitual sensível ao contexto. Fonte: (BALDAUF; DUSTDAR; ROSENBERG, 2007).	18
Figura 2.2 – Ciclo de vida básico de um contexto. Fonte: (PERERA et al., 2013).	19
Figura 2.3 – Taxonomia de contexto. Fonte: (MIKALSEN; KOFOD-PETERSEN, 2004).	20
Figura 2.4 – Modelo de Recursos Limitados. Fonte: (MAIOR et al., 2014).	22
Figura 2.5 – Modelo de carga cognitiva. Fonte: (CHOI; MERRIËNBOER; PAAS, 2014).	24
Figura 2.6 – Modelo comportamental SRK. Fonte: (RASMUSSEN, 1983).	24
Figura 4.1 – Arquitetura para análise do risco em atividades humanas. Fonte: do autor.	38
Figura 4.2 – Diagrama de atividades para o <i>middleware</i> do <i>Activity Project</i> . Fonte: do autor.	39
Figura 5.1 – Exemplos das relações possíveis entre diferentes condições ambientais e propriedades de desempenho. Fonte: do autor.	42
Figura 5.2 – Exemplo de escores gerados pelo LoOP em um <i>dataset</i> com agrupamentos de diferentes densidades. Fonte: (KRIEGEL et al., 2009).	46
Figura 5.3 – Modelo para a inferência do esforço cognitivo. Fonte: do autor.	47
Figura 5.4 – Exemplo de como é feita a estimativa da propriedade de desempenho <i>duração</i> . Fonte: do autor.	48
Figura 5.5 – Exemplo de funcionamento do modelo proposto para a atividade <i>lavar a louça</i> . Fonte: do autor.	52
Figura 5.6 – Exemplo de relação entre valores do contexto ambiental (temperatura) e da propriedade de desempenho <i>duração</i> para a atividade <i>preparar refeição</i> . Fonte: do autor.	55
Figura 5.7 – Exemplo de relação entre valores do LoOP e da propriedade de desempenho <i>duração</i> para a atividade <i>preparar refeição</i> . Fonte: do autor.	56
Figura 5.8 – Grau de relevância da propriedade de desempenho <i>duração</i> para a atividade <i>dormir</i> . Fonte: do autor.	58
Figura 5.9 – Linha temporal para a duração e os respectivos valores do LoOP da atividade <i>dormir</i> . Fonte: do autor.	59
Figura 5.10 – Relação entre a temperatura e a duração da atividade <i>dormir</i> . Fonte: do autor.	59
Figura 5.11 – Linha temporal para a duração e os respectivos valores do LoOP da atividade <i>relaxar</i> . Fonte: do autor.	59

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Comparação entre o ciclo de vida de um contexto e a arquitetura conceitual para sistemas sensíveis ao contexto.	20
Tabela 2.2 – Equivalências entre o modelo SRK e a arquitetura cognitiva humana.	27
Tabela 3.1 – Comparação entre os trabalhos relacionados.	36
Tabela 5.1 – Comparação entre esta dissertação e os demais trabalhos relacionados.	51
Tabela 5.2 – Últimas 10 entradas no <i>dataset</i> e seus valores correspondentes.	57

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADL	Activities of Daily Living – atividades da vida diária.
CBC	Comportamento Baseado em Conhecimento.
CBH	Comportamento Baseado em Habilidade.
CBR	Comportamento Baseado em Regra.
GMob	Grupo de Sistemas de Computação Móvel
LoOP	Local Outlier Probabilities.
MLP	Memória de Longo Prazo.
MO	Memória Operacional.
SRK	Skill-Rule-Knowledge – modelo comportamental Habilidade-Regra-Conhecimento.
UFSM	Universidade Federal de Santa Maria

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Escopo	14
1.2 Objetivos	14
1.3 Estrutura do Trabalho	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1 Computação Ubíqua	16
2.1.1 Computação sensível ao contexto.....	17
2.2 Esforço Cognitivo	21
2.2.1 Modelo de carga cognitiva	22
2.2.2 Modelo comportamental SRK	24
2.2.3 Modelo SRK e arquitetura cognitiva humana	27
2.2.4 Técnicas para estimativa do esforço cognitivo	28
2.2.4.1 NASA-TLX	29
3 TRABALHOS RELACIONADOS	31
3.1 Estimativa do esforço cognitivo – Baseada em dados fisiológicos	31
3.2 Estimativa do esforço cognitivo – Baseada em desempenho	32
3.3 Classificação do comportamento utilizando o modelo SRK	33
3.4 Comparação dos trabalhos	34
4 ACTIVITY PROJECT	37
5 CLASSIFICADOR SRK	41
5.1 Estimativa do esforço cognitivo	41
5.1.1 Propriedades de desempenho	43
5.1.2 LoOP	45
5.2 Modelo proposto	47
5.2.1 Exemplo de funcionamento do modelo	52
5.3 Estudo de caso	53
5.3.1 Inferência sensorial das propriedades de desempenho.....	54
5.3.2 Grau de relevância	55
5.3.3 Resultados obtidos.....	56
5.3.4 Análise dos resultados	57
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	60
6.1 Trabalhos futuros	61
6.2 Publicações	61
REFERÊNCIAS	64

1 INTRODUÇÃO

Cada atividade desenvolvida por seres humanos exige, destes, um certo nível de esforço cognitivo para sua execução. Tais níveis são determinados de acordo com as demandas que a atividade impõe à pessoa, isto é, o nível de planejamento consciente exigido do indivíduo para que ele consiga desenvolvê-la. Uma atividade é desempenhada de forma adequada, ou seja, com poucas chances de que algum tipo de acidente ocorra, quando os recursos mentais do indivíduo são alocados de modo a comportar as demandas de tal atividade. Porém, pelo fato de os seres humanos terem uma capacidade mental limitada (BOFF; KAUFMAN; THOMAS, 1994), as demandas da tarefa podem exaltar os limites disponíveis para a pessoa. Caso isso ocorra, as suas habilidades em processar informações, reagir ao seus arredores e tomar decisões são afetadas negativamente, ocasionando uma maior chance de acontecerem acidentes, por exemplo, devido a descuidos, lapsos ou enganos (MAIOR et al., 2014).

Dessa forma, o mensuramento do esforço cognitivo despendido durante a realização de tarefas tem sido estudado em pesquisas recentes (ZHANG et al., 2013; SOLOVEY et al., 2014; MAIOR et al., 2014; HERTZUM; HOLMEGAARD, 2013; LIN et al., 2014; WOODCOCK, 2014). Em sua maioria, estes trabalhos tem o objetivo de adaptar ou aprimorar algum sistema através da compreensão de como é o comportamento de seus usuários ao interagir com ele. Este conhecimento é utilizado para a reorganização do sistema a fim de que as demandas cognitivas impostas sejam reduzidas, o que resultaria em uma menor quantidade de comportamentos errôneos e que podem gerar acidentes.

Contudo, apesar de atividades cotidianas humanas representarem uma variedade de riscos às pessoas, não foram encontradas pesquisas que focam na análise do esforço cognitivo utilizado durante a sua realização. Porém, tais riscos podem levar à ocorrência de acidentes como, por exemplo, quedas, queimaduras, batidas, dentre outros (BHANDERI; CHOUDHARY, 2008), os quais podem exigir assistência médica e, inclusive, levar à morte. Assim, acidentes domésticos são a maior causa de mortes entre crianças de 0 à 14 anos e causam o dobro de mortes se comparados aos acidentes de trânsito na União Européia (PANATTO et al., 2009). É interessante notar que qualquer tipo de atividade dentro da casa pode levar a um acidente, seja ela afazeres domésticos, descanso, jardinagem, se alimentar, etc. Portanto, percebe-se que os acidentes não dependem da atividade em si, mas sim do contexto envolvendo o indivíduo e sua atividade, o qual pode representar uma situação de risco.

Com isso, compreende-se que o esforço cognitivo é apenas um dos fatores envolvidos no que diz respeito aos riscos em atividades da vida cotidiana. Outros fatores estão relacionados à situação em que a pessoa se encontra, tais como: informação sobre o seu estado, do ambiente que a cerca, como é atividade que ela está executando, dentre outros. Desta forma, percebe-se a necessidade do desenvolvimento de um sistema sensível ao contexto capaz de caracterizar estas informações e, assim, detectar situações de risco com o objetivo de auxiliar seus usuários na prevenção de acidentes.

1.1 Escopo

O Grupo de Sistemas de Computação Móvel (GMob) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) criou o projeto *Activity Project*, o qual visa o desenvolvimento de um *middleware* sensível ao contexto responsável por tratar esta questão. Nele, são consideradas as diferentes informações de contexto do usuário para a detecção de situações de risco, sendo que uma delas é o *contexto mental* (relacionado ao esforço cognitivo). No *middleware*, o contexto mental é utilizada pela camada *Classificador SRK* com o propósito de classificar o esforço cognitivo despendido por um usuário baseando-se no modelo comportamental habilidade-regra-conhecimento (SRK, em inglês), criado por Rasmussen (1983).

Esta dissertação propõe uma abordagem para o desenvolvimento desta camada, a partir de um modelo que considera o desempenho do usuário durante a realização de suas atividades para a classificação do seu comportamento de acordo com o modelo SRK. Os resultados obtidos dos testes do modelo proposto feitos em um *dataset* público indicam que é possível inferir o esforço cognitivo de uma pessoa exercendo suas atividades da vida diária a partir de informações contextuais. Portanto, a abordagem utilizada no modelo proposto parece adequada para os seus objetivos.

1.2 Objetivos

O objetivo desta dissertação é a elaboração de um modelo conceitual para camada *Classificador SRK* presente no *middleware* do *Activity Project* a partir de conceitos de computação sensível ao contexto, juntamente com conceitos de esforço cognitivo e do modelo comportamental SRK.

1.3 Estrutura do Trabalho

Esta dissertação está estruturada da seguinte forma: O Capítulo 2, fundamentação teórica, descreve conceitos relevantes adotados nesta dissertação, sendo eles relacionados à computação ubíqua e sensível ao contexto, além de conceitos de esforço cognitivo e do modelo comportamental SRK. O Capítulo 3, trabalhos relacionados, apresenta trabalhos que mensuram o esforço cognitivo despendido durante diferentes tarefas, bem como trabalhos que utilizam o modelo SRK para a classificação de atividades. O Capítulo 4, Activity Project, apresenta a arquitetura do projeto ao qual esta dissertação está inserida. O Capítulo 5, Classificador SRK, apresenta considerações sobre como o esforço cognitivo é estimado no âmbito do Activity Project, bem como o modelo proposto e um estudo de caso. Por fim, o Capítulo 6, considerações finais, apresenta as conclusões deste trabalho, possíveis trabalhos futuros e as publicações derivadas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo é dedicado a explicar os conceitos fundamentais que permearam o desenvolvimento do modelo proposto nesta dissertação. Por estar no âmbito do Activity Project (Capítulo 4), há a necessidade de elucidar questões relacionadas à *computação ubíqua*, tais como: quais os componentes encontrados em sistemas sensíveis ao contexto e que tipos de contextos estão relacionados a um usuário. Além disso, é apresentada a definição do que é o *esforço cognitivo* e quais suas implicações no desempenho das atividades de uma pessoa para que se possa verificar maneiras de inferi-lo a partir de um sistema sensível ao contexto.

2.1 Computação Ubíqua

A maneira a qual Weiser (1991) imaginou o modo como o futuro da tecnologia deveria ser, diz respeito ao “desaparecimento” da mesma no ambiente, uma vez que “as tecnologias mais profundas e duradouras são aquelas que desaparecem. Elas dissipam-se nas coisas do dia-a-dia até tornarem-se indistinguíveis” (WEISER, 1991). Isto é, segundo Weiser, a ubiquidade dos sistemas computacionais é intrínseca à psicologia humana, onde tais sistemas seriam utilizados na vida cotidiana das pessoas sem que as mesmas percebam que estão lidando com um componente computacional. Seu intuito é o de que dispositivos computacionais ubíquos sejam máquinas que se encaixem no ambiente humano, ao invés de forçar os humanos a entrarem no mundo de tais dispositivos (MUHLBAUER; ZELINSKY; KANHERE, 2014). Apesar de as projeções feitas por Weiser terem caráter especulativo, de modo que não há propostas concretas de como sistemas ubíquos devem ser desenvolvidos, seu artigo intitulado *The computer for the 21st century* foi um marco para o início das discussões relacionadas à computação ubíqua e de como ela pode ser construída – um exemplo recente é o trabalho de Bardzell e Bardzell (2013), em que discutem os rumos que a computação ubíqua tomou e ainda pode tomar.

Em 2000, Abowd e Mynatt realizaram um estudo acerca de trabalhos que utilizam conceitos de computação ubíqua e elencaram três componentes-chave que são determinantes para a caracterização dos sistemas ubíquos. Mesmo que desafiadores, estes componentes necessitam ser considerados durante o projeto de sistemas na área da computação ubíqua, sendo eles:

1. o desenvolvimento de interfaces naturais que tenham uma grande variedade de maneiras de realizar a comunicação entre os humanos e a computação. Com o objetivo principal

de suportar formas naturais de os humanos se expressarem (por exemplo, através da fala ou de gestos);

2. a necessidade de que aplicações ubíquas sejam sensíveis ao contexto para que possam adaptar seu comportamento com base nas informações sensorizadas dos ambientes físico e computacional; e
3. a captura automatizada de experiências em tempo real para que tais experiências possam ser revisitadas futuramente com os mais diversos detalhes que a envolveram. Por exemplo, um histórico com as localizações de uma pessoa, o que ela viu e seus comentários.

Apesar de tais desafios, sistemas ubíquos tem sido desenvolvidos. Isto se deve, especialmente, ao avanço de tecnologias como a miniaturização de componentes eletrônicos, a redução no seus custos de produção e operação e a habilidade de se comunicarem sem a necessidade de fios. Assim, permitindo que novas modalidades de interação e obtenção de informações de contexto sejam criadas (ROUSSOS, 2006).

Um exemplo de sistema ubíquo é encontrado no trabalho de Muhlbauer, Zelinsky e Kanhere (2014), onde são utilizados dispositivos móveis (*smartphones* e *tablets*) em conjunto com sensores (por exemplo, sensores de temperatura e luminosidade) para construir as informações de contexto. O intuito é que dispositivos, incluindo outros além dos dispositivos móveis, como *desktops* e *displays públicos*, que estejam próximos troquem informações entre si para que, assim, crie-se um ecossistema onde os usuários sejam capazes de manipulá-lo de forma natural. Neste ecossistema, é possível a cada dispositivo construir uma visão geral do contexto em que o usuário se encontra. Isto permite que o dispositivo se adapte aos diferentes contextos e ofereça funções ou informações relevantes ao usuário. Por exemplo, um tablet, ao perceber que uma apresentação está acontecendo por perto, pode apresentar ao usuário controles e metadados sobre a apresentação.

2.1.1 Computação sensível ao contexto

Na computação ubíqua, o conceito de computação ciente do contexto é inerente. Nesta dissertação, é utilizada a definição de contexto feita por Dey (2000), a qual afirma que contexto é

“qualquer informação que pode ser utilizada para caracterizar a situação de uma entidade. Uma entidade é uma pessoa, um objeto ou lugar que é considerado relevante

para a interação entre um usuário e uma aplicação, incluindo o próprio usuário e aplicação” (DEY, 2000).

Assim como esta definição, outras também são relevantes para a compreensão do funcionamento de sistemas sensíveis ao contexto. Sendo elas, segundo Perera et al. (2013):

- distinção entre dados e informações de contexto:
 - dados de contexto (ou dados brutos) são dados não-processados e recuperados diretamente da fonte (sensor);
 - informações de contexto são geradas a partir do processamento de dados brutos dos sensores, onde é verificada sua consistência e metadados são adicionados.
- distinção entre eventos discretos e contínuos:
 - eventos discretos são eventos que tem uma curta duração como, por exemplo, abrir uma porta, desligar uma luz, etc;
 - eventos contínuos são eventos que duram um determinado período como, por exemplo, tomar banho, dirigir um carro, etc.

Para ser considerado *sensível ao contexto*, um sistema deve “utilizar o contexto para prover serviços e/ou informações relevantes ao usuário, sendo que a relevância depende da tarefa do usuário” (ABOWD et al., 1999). Na figura 2.1 é apresentada uma arquitetura conceitual que representa a estruturação básica de um sistema sensível ao contexto.

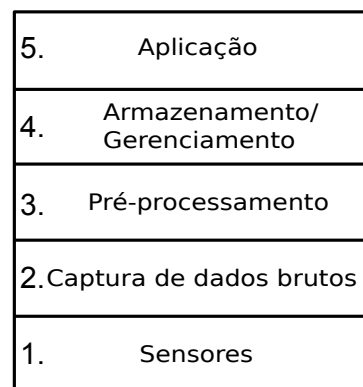


Figura 2.1 – Arquitetura conceitual sensível ao contexto. Fonte: (BALDAUF; DUSTDAR; ROSENBERG, 2007).

Pode-se perceber que a primeira camada é compreendida por *sensores*, que são os responsáveis por capturar os dados de contexto. Segundo Baldauf, Dusdar e Rosenberg (2007), existem três tipos de sensores: (i) sensores físicos, responsáveis por capturar dados físicos

como, por exemplo, temperatura, luminosidade, localização, dentre outros; (ii) sensores virtuais, buscam dados de contexto via software como, por exemplo, buscar a localização de algum empregado a partir de um calendário virtual; e (iii) sensores lógicos, quando se utiliza uma combinação de sensores físicos e virtuais para a aquisição de algum dado de contexto como, por exemplo, a localização de um empregado a partir de seu login em um computador e um mapeamento de onde este computador se encontra. A segunda camada, *captura de dados brutos*, é responsável por abstrair a busca por dados de contexto, de forma a permitir que um dado seja obtido independentemente de como ele é coletado, isto é, o sensor utilizado para sua captura pode ser alterado sem que as camadas superiores precisem se preocupar com isso. A camada de *pré-processamento* é onde os *dados* de contexto são transformados em *informações* de contexto a partir da agregação de dados de diferentes sensores. A quarta camada, *armazenamento/gerenciamento*, realiza a organização e distribuição das informações de contexto para seus clientes. Por fim, a camada de *aplicação* é onde se encontra a implementação de como o sistema deve reagir a diferentes eventos e instâncias de contexto, isto é, o provisionamento de “serviços e/ou informações relevantes ao usuário”.

A partir da revisão de trabalhos da área de computação sensível ao contexto, Perera et al. (2013) identificaram o ciclo de vida básico para um contexto em sistemas deste tipo. Este ciclo pode ser observado na figura 2.2. Ele consiste de quatro fases. Em primeiro lugar, deve ser feita (i) a aquisição de contexto a partir de diferentes fontes (sensores), para que (ii) tais dados brutos sejam modelados, isto é, representados de uma maneira significativa (por exemplo, através de estruturas como *chave-valor*, *esquemas de marcação* ou *ontologias*). Esta modelagem permite (iii) o processamento do contexto para a geração de informações de alto nível que, por fim, (iv) são distribuídas para consumidores.

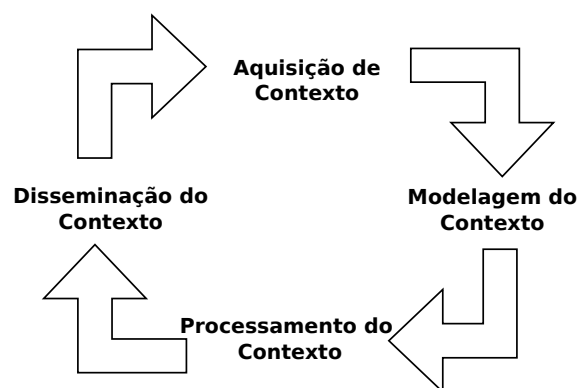


Figura 2.2 – Ciclo de vida básico de um contexto. Fonte: (PERERA et al., 2013).

Este ciclo pode ser identificado na arquitetura conceitual apresentada na figura 2.1. A

tabela 2.1 mostra esta relação. A aquisição de contexto é o modo como o sistema “enxerga” os dados de contexto, assim, trata-se da função de tanto os sensores físicos, quanto os virtuais e lógicos. Como já mencionado, a captura de dados brutos ocorre de forma a abstrair a busca por dados de contexto e, também, com o objetivo de modelar estes dados. O processamento do contexto, assim como o pré-processamento da arquitetura conceitual, é a análise das relações entre os dados de contexto para a geração de informações contextuais relevantes. Por fim, a disseminação do contexto está ligada diretamente à camada de armazenamento e gerenciamento, por tratarem do provimento das informações de contexto adquiridas e processadas.

Tabela 2.1 – Comparação entre o ciclo de vida de um contexto e a arquitetura conceitual para sistemas sensíveis ao contexto.

Ciclo de Vida	Arquitetura Conceitual
Aquisição de Contexto	Sensores
Modelagem do Contexto	Captura de Dados Brutos
Processamento do Contexto	Pré-Processamento
Disseminação do Contexto	Armazenamento/Gerenciamento

Nesta dissertação, utiliza-se a taxonomia de contexto (Figura 2.3) apresentada por Mikalsen e Kofod-Petersen (2004) para fins de organização de contexto, pois ela foi desenvolvida utilizando-se conceitos gerais da *Teoria da Atividade* o que a torna relevante para este trabalho, uma vez que o mesmo está centrado no esforço cognitivo despendido durante atividades humanas.

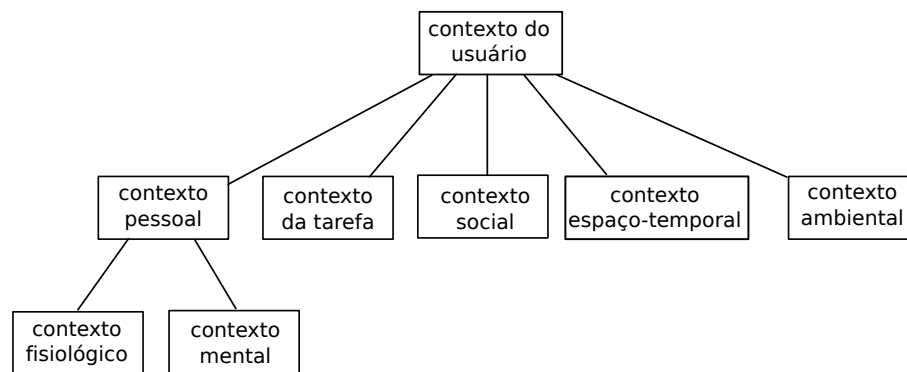


Figura 2.3 – Taxonomia de contexto. Fonte: (MIKALSEN; KOFOD-PETERSEN, 2004).

Desta forma, tem-se uma organização contextual consistente com os tipos de informações esperados em um sistema como o apresentado nesta dissertação. Esta taxonomia é compreendida pela separação do contexto do usuário em cinco diferentes contextos, sendo eles:

1. **contexto ambiental:** captura os arredores do usuário, tais como coisas, pessoas, serviços e informações acessadas pelo usuário;

2. **contexto pessoal:** descreve informações mentais e físicas do usuário, tais como humor, experiência e questões cognitivas e fisiológicas;
3. **contexto social:** descreve aspectos sociais do usuário, como possíveis papéis que ele pode exercer;
4. **contexto da tarefa:** descreve o que o usuário está fazendo, seus objetivos, tarefas e atividades; e
5. **contexto espaço-temporal:** contexto relacionado a tempo, localização e comunidade presente.

2.2 Esforço Cognitivo

Atividades cognitivas são aquelas que permitem aos seres humanos experienciar o mundo, seja através de suas percepções, resolução de problemas, tomadas de decisões, dentre outros (LINDBLUM; THORVALD, 2014). Com isso, pode-se dizer que o trabalho mental empenhado por uma pessoa é resultado de um estímulo em seu sistema cognitivo. Contudo, os seres humanos tem uma capacidade limitada de processar e responder a informações (BOFF; KAUFMAN; THOMAS, 1994). Então, o trabalho mental que certa atividade exige, devido aos estímulos cognitivos impostos por ela, e a capacidade mental disponível para a sua execução é que determinam o nível da habilidade da pessoa em processar informações, reagir ao seus arredores e tomar decisões. Dessa forma, *esforço cognitivo* se refere ao nível do trabalho mental que uma pessoa utiliza durante a realização de uma atividade¹ (CRAVEN et al., 2007), isto é, a quantidade de recursos mentais alocados para sua execução. Caso esta alocação seja inadequada para as demandas de tal atividade (por exemplo, devido à pouca capacidade mental disponível, uma vez que o indivíduo está executando mais de uma tarefa ao mesmo tempo), as habilidades mentais da pessoa são reduzidas de modo em que há um aumento na possibilidade de que algum tipo de acidente ocorra devido a descuidos, lapsos ou enganos (MAIOR et al., 2014).

Neste sentido, o Modelo de Recursos Limitados (Figura 2.4) faz uma representação da relação entre as demandas da tarefa primária, os recursos alocados para a tarefa e o impacto no desempenho da tarefa. No modelo, a capacidade limitada de processar e responder a informações é representada pelo *limite máximo de recursos disponíveis* e o trabalho mental utilizado

¹ Os termos “atividade” e “tarefa” são utilizados com o mesmo sentido, de forma intercambiável, nesta dissertação.

por uma pessoa pode ser visto como a *quantidade de recursos alocadas* para uma tarefa. Assim, observa-se que, quando uma tarefa exige mais recursos do que o limite disponível, há uma queda significativa no desempenho da pessoa por ela não conseguir lidar com tais demandas. Esta sobrecarga é o que faz com que haja um aumento no risco de acidentes.

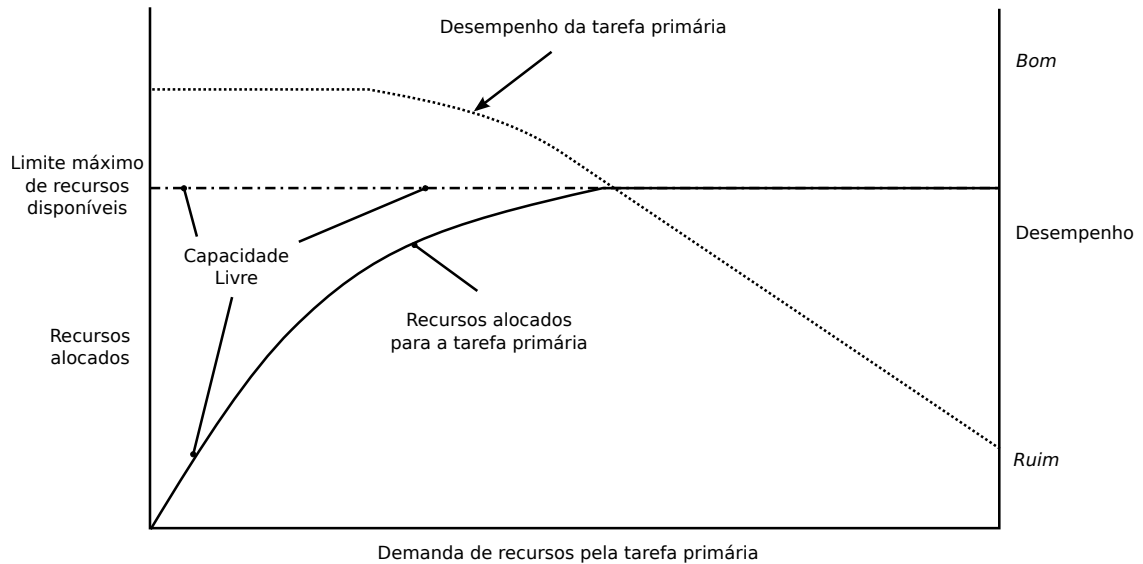


Figura 2.4 – Modelo de Recursos Limitados. Fonte: (MAIOR et al., 2014).

2.2.1 Modelo de carga cognitiva

Choi, Paas e Van Merriënboer (2014) propõem um modelo de carga cognitiva baseado na Teoria de Carga Cognitiva, cujas fundações se encontram na arquitetura cognitiva humana (SWELLER, 2007), a qual consiste de uma *Memória de Longo Prazo* (MLP) e uma *Memória Operacional* (MO). A principal característica que diferencia a MLP da MO é que a MO tem restrições quanto à capacidade e duração, isto é, na MO as pessoas conseguem armazenar menos informações e por menos tempo que na MLP. Carga cognitiva, neste modelo, é definida como a carga imposta sobre a MO e as operações que a envolvem.

Desta forma, durante situações não-familiares, a carga cognitiva imposta na MO é alta devido às suas limitações de capacidade e duração. Porém, quando determinada situação é familiar (isto é, informações sobre ela se encontram na MLP) as limitações presentes na MO desaparecem. Isto ocorre pois a MLP armazena *esquemas cognitivos* que guardam e organizam conhecimentos, tais informações são tratadas como um único elemento que é transferido à MO para controlar a atividade. Assim, pessoas com maior conhecimento, isto é, com mais esquemas cognitivos armazenados na MLP, sofrem menos com as limitações da MO por utilizar

tais esquemas como um único elemento na MO ou tratá-los de forma inconsciente (o que não requer a utilização da MO). O desempenho de uma pessoa evolui de acordo com a construção destes esquemas. Tal construção é realizada a partir da junção de esquemas de menor nível em um único de maior nível, o que está diretamente relacionado ao processo de aprendizagem, pois quanto mais tempo se passa aprendendo algo, mais esquemas de baixo nível são criados e unidos em esquemas de nível maior.

Assim, o modelo de carga cognitiva (Figura 2.5) é voltado para situações de aprendizagem e representa a carga cognitiva como o resultado das características de quem está aprendendo e da tarefa imposta, o ambiente em que a situação de aprendizagem está ocorrendo e a interação entre estes três componentes. O ambiente é aqui tratado, pois pode ser relevante em situações como, por exemplo, a utilização de alguma ferramenta disposta nele para aliviar o esforço imposto sobre a MO devido a alguma tarefa. Outro exemplo, é a possibilidade de a carga cognitiva ser afetada negativamente caso o ambiente de aprendizagem esteja barulhento ou com distrações.

Ainda, este modelo apresenta três formas de avaliar a carga cognitiva:

1. **carga mental:** avaliação centrada na tarefa que independe de sujeito. Ou seja, se baseia apenas nas características da tarefa como, por exemplo, o número de elementos de informação que estão interagindo;
2. **esforço mental:** avaliação centrada no usuário, referindo-se à quantidade de recursos que foram alocados pela pessoa para acomodar as demandas da tarefa (o que reflete, também, as interações do aprendiz com a tarefa); e
3. **desempenho:** para aprendizes com características semelhantes, desempenhos mais rápidos de tarefas com menos esforço podem ser considerados indicativos de menor carga cognitiva do que desempenhos lentos de tarefas com mais erros.

Apesar de ser um modelo que utiliza informações do ambiente, da tarefa e da pessoa, nota-se que não se trata de um modelo adequado para esta dissertação por ela estar focada em atividades da vida cotidiana das pessoas, diferentemente deste modelo que está centrado especificamente em situações de aprendizagem. Pode-se dizer, ainda, que seu objetivo é justamente auxiliar o projeto de tarefas (em especial, aquelas que envolvem ambientes computacionais), para que estas sejam aprendidas com o menor nível de esforço cognitivo possível imposto sobre a MO. Porém, é um trabalho relevante por ser baseado na arquitetura cognitiva humana e

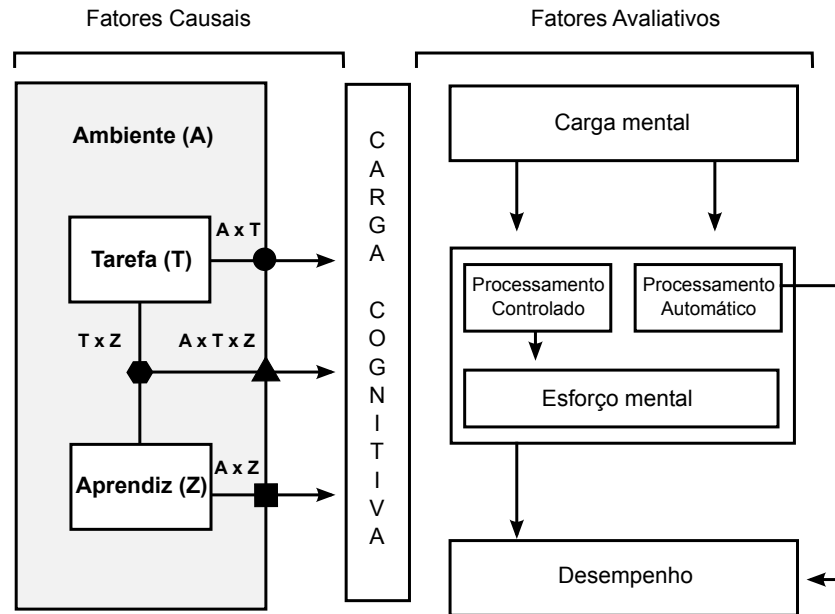


Figura 2.5 – Modelo de carga cognitiva. Fonte: (CHOI; MERRIËNBOER; PAAS, 2014).

apresentar diferentes técnicas para avaliação da carga cognitiva.

2.2.2 Modelo comportamental SRK

O modelo comportamental habilidade-regra-conhecimento (*skill-rule-knowledge – SRK*), desenvolvido por Rasmussen (1983) e apresentado na figura 2.6, busca categorizar em diferentes níveis o comportamento humano. Tais níveis representam o nível de controle ou planejamento consciente utilizado para a realização de uma atividade.

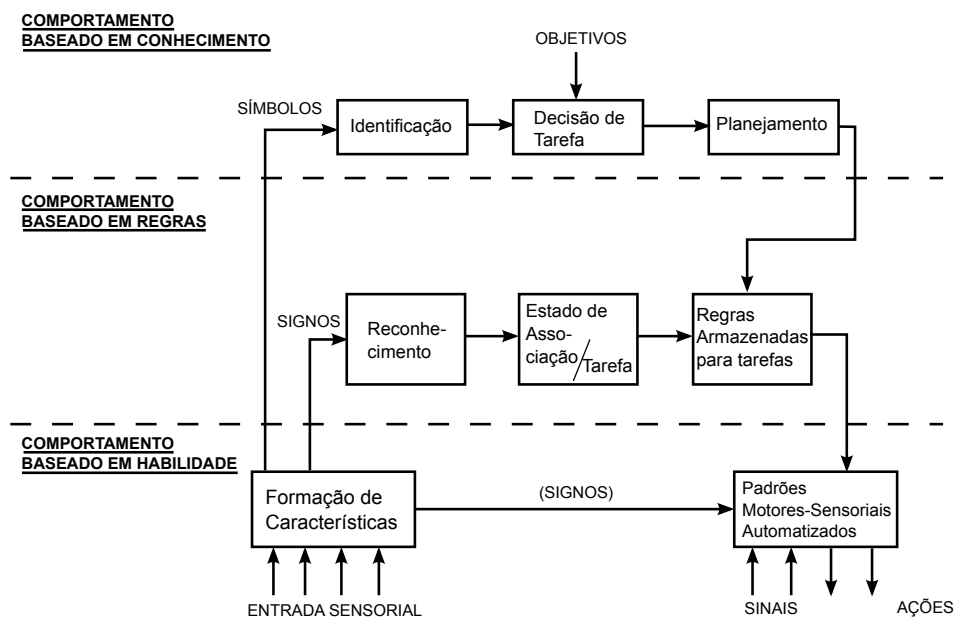


Figura 2.6 – Modelo comportamental SRK. Fonte: (RASMUSSEN, 1983).

Assim, segundo Rasmussen (1983), em ambientes familiares as atividades humanas são direcionadas ao objetivo e controladas por regras que já foram provadas como bem sucedidas em situações anteriores. No caso de situações não-familiares (onde regras bem sucedidas não existem), a atividade é controlada pelo objetivo, isto é, diferentes abordagens são executadas (tipicamente, através de representações mentais) até se chegar ao objetivo e uma sequência bem sucedida é a escolhida.

Com base nisso, três níveis de desempenho são apresentados:

1. **comportamento baseado em habilidade – CBH:** comportamentos motores-sensoriais sem, ou com pouco, controle consciente e atenção. Caracteriza-se por ser um comportamento rotineiro para o indivíduo que é realizado a partir de padrões automatizados. Assim, o sensoriamento do ambiente é direcionado diretamente aos aspectos necessários para atualizar e orientar o seu modelo interno do mundo (representação ou modelo mental das propriedades e comportamentos do ambiente), sem serem selecionados ou observados de forma consciente, para possibilitar que a movimentação espaço-temporal do indivíduo fique de acordo com os aspectos ambientais relacionados. Dessa forma, verifica-se que CBH ocorre em situações e/ou ambientes familiares de modo que movimentações lentas e precisas (isto é, planejadas de forma consciente) não são necessárias. Como exemplo de CBH, tem-se o de uma pessoa que já saiba andar de bicicleta. A maneira com a qual ela se equilibra, direciona e faz a bicicleta andar é feita de modo natural, isto é, sem um controle consciente sobre como tais tarefas necessitam ser realizadas;
2. **comportamento baseado em regra – CBR:** semelhante ao CBH no que diz respeito à realização de ações rotineiras. Porém, com um esforço cognitivo adicional: para que a atividade seja realizada com sucesso em um ambiente ou situação familiar, a maneira com a qual um indivíduo a realiza pode depender da busca consciente de alguma regra aprendida em ocasião anterior (por exemplo, por ter vivenciado situação semelhante, a partir do conhecimento adquirido em comunicações com outras pessoas na forma de instruções, etc.) ou pode ser desenvolvida no desenrolar da situação através da resolução consciente de problemas e de planejamento. Em CBR, a realização da atividade é orientada ao objetivo (assim como o CBH), mas estruturada a partir de uma regra armazenada. Com isso, pode-se exemplificar um CBR com a situação de uma pessoa experiente andando de bicicleta no acostamento de uma via. A carga adicional de esforço cognitivo se encontra quando o indivíduo busca atravessar a via em segurança, pois ela deve realizar

a ação consciente de verificar se há algum carro trafegando por ela. Assim, percebe-se a necessidade de buscar uma regra armazenada para a realização da atividade de atravessar a rua em segurança;

3. **comportamento baseado em conhecimento – CBC:** em situações não-familiares, onde não existem regras de controle conhecidas e o sistema cognitivo esgotou todas as opções de resolução do problema através de rotinas baseadas em habilidades ou regras, o esforço cognitivo para a realização de uma atividade é o maior dos três níveis. Isto, pois a execução da atividade é controlada pelo objetivo. De modo que, por não existir uma regra conhecida, o indivíduo deve analisar o ambiente e verificar o que busca para, assim, desenvolver um plano que seja capaz de atingir o objetivo da atividade. Tal plano é selecionado dentre diversos outros que são cogitados. A seleção de um plano pode ocorrer de forma física, por tentativa e erro ou de forma conceitual (mental), em que tenta se prever o comportamento do ambiente de acordo com as possíveis ações do plano em questão. Pode-se exemplificar CBC a partir do esforço cognitivo exigido por uma pessoa ao andar de bicicleta em uma cidade desconhecida, mas que necessita ir de um ponto *A* até um ponto *B*. Para realizar tal atividade, percebe-se a necessidade da existência de um planejamento prévio sobre como proceder de acordo com possíveis referências que o indivíduo tenha.

A maneira com a qual o ambiente é sensoriado por uma pessoa auxilia na caracterização de seu comportamento em CBH, CBR ou CBC. Segundo Rasmussen (1983), o sensoriamento varia conforme a categoria do esforço cognitivo, como pode ser observado na figura 2.6. Sendo as informações do ambiente sensoriadas como:

- *sinais* espaço-temporais em CBH para a sincronização de atividades físicas básicas como a movimentação de um braço, a manipulação de um objeto externo, etc. Tais *sinais* não possuem significado, uma vez que são coletados sem tratamento diretamente do ambiente físico dentro de um domínio espaço-temporal;
- *signos* relacionados a CBR utilizados para ativar ou modificar ações pré-determinadas. Este processo pode ser referido como a busca na memória sobre como proceder na atividade;
- *símbolos* (CBC) que são utilizados para o raciocínio causal, isto é, para explicar ou prever situações não-familiares do ambiente através de uma representação mental do mesmo.

2.2.3 Modelo SRK e arquitetura cognitiva humana

O modelo SRK (Subseção 2.2.2) e a arquitetura cognitiva humana (Subseção 2.2.1) são utilizadas em conjunto nesta dissertação para uma melhor compreensão de como o esforço cognitivo pode ser entendido. A tabela 2.2 apresenta equivalências encontradas entre os modelos.

Tabela 2.2 – Equivalências entre o modelo SRK e a arquitetura cognitiva humana.

SRK	Arquitetura Cognitiva Humana
CBH	MLP com esquemas cognitivos complexos já armazenados relacionados à atividade em questão.
CBR	MLP com esquemas cognitivos não-complexos armazenados (na forma de regras simples). Também relacionados a atividades que exigem a utilização de esquemas cognitivos que não podem ser unidos em um só por não serem diretamente relacionados.
CBC	Esquemas cognitivos simples ou inexistentes. Isto é, relacionado a atividades que requerem a criação de novos esquemas cognitivos.
Sinais, signos e símbolos	Estímulos cognitivos.

Como mencionado na Subseção 2.2.2, CBH são comportamentos que não exigem planejamento consciente para a sua execução. Considerando a arquitetura cognitiva humana, isto significa que na MLP já se encontram esquemas cognitivos complexos para tal comportamento e, de fato, “para ser habilidoso, deve-se ter um grande estoque de conhecimento disponível” (SWELLER, 2007). O que faz com que o CBH não exija planejamento consciente é o fato de que, segundo Sweller (2007), quando se há conhecimento prévio armazenado, a MO não é limitada. Isto é, enormes quantidades de informações organizadas (esquemas cognitivos) podem ser transferidas para a MO sem sobrecarregá-la. Por exemplo, na leitura é necessário compreender o significado de cada traçado, porém, as pessoas o fazem sem esforço.

Assim, a mudança de nível dentro do modelo SRK pode ser atribuída à criação de conhecimento. Por exemplo, em um ambiente desconhecido, uma pessoa deve realizar um planejamento mental para determinar a melhor maneira de agir. Este planejamento consiste no que ela pode fazer e como ela acha que o ambiente irá reagir. Quando um mesmo contexto se apresenta, após já ter aparecido em outras ocasiões, este planejamento não é mais necessário, pois a pessoa já sabe como deve agir. Isto pode ser caracterizado como uma mudança de nível de CBC para CBR. Analisando este exemplo a partir da arquitetura cognitiva humana, pode-se dividi-lo em duas partes. Uma que diz respeito à primeira vez que a situação surge para a

pessoa, onde ela deve criar o conhecimento de como agir com pouco, ou sem, conhecimento prévio de alguma situação similar. Isto está relacionado à geração aleatória de conhecimento, onde a pessoa planeja diferentes alternativas e testa, mentalmente, sua eficácia para a escolha da melhor alternativa. E a outra parte está relacionada à repetição de ocorrências de uma mesma situação, onde um processo construtivo acontece a partir da “combinação de novas informações com informações previamente armazenadas na memória a longo prazo” (SWELLER, 2007). Dessa forma, as informações construídas e armazenadas na MLP na forma de esquemas cognitivos são transferidos à MO de forma a sobrecarregá-la menos do que quando o conhecimento é novo e ainda precisa ser organizado. Caracterizando, então, a mudança de nível de CBC para CBR.

2.2.4 Técnicas para estimativa do esforço cognitivo

Segundo Craven et al. (2007), o esforço cognitivo despendido por uma pessoa durante a realização de uma atividade pode ser estimado de forma subjetiva ou a partir de características observáveis. Subjetivamente, têm-se a análise de questionários e/ou relatórios preenchidos pelo próprio usuário e a avaliação subjetiva de experts na tarefa específica. As características observáveis são utilizadas para a estimativa a partir do desempenho do usuário relacionando-o à dificuldade da tarefa, e a partir de respostas neurofisiológicas medidas por sensores.

Avaliações subjetivas realizadas pelo usuário provêm indicadores válidos, confiáveis e sensíveis de carga cognitiva, pois as pessoas são capazes de relatar a quantidade de esforço mental utilizado (O'DONNELL R.D. & EGGEMEIER, 1986; PAAS et al., 2003). As técnicas subjetivas, geralmente, são baseadas na ideia de classificação, onde o usuário deve preencher um questionário que pode envolver uma ou mais variáveis (unidimensional ou multidimensional, respectivamente). Dessa forma, considera-se que técnicas subjetivas não são intrusivas por não terem qualquer tipo de influência na pessoa durante a realização de uma tarefa (PAAS et al., 2003). Porém, para esta dissertação, são consideradas intrusivas por exigirem que determinado usuário realize seus relatos após o término da atividade. Um exemplo de questionário com escalas multidimensionais é apresentado na Subseção 2.2.4.1.

Técnicas relacionadas a respostas neurofisiológicas partem da suposição de que o funcionamento cognitivo de uma pessoa é refletido por suas variáveis fisiológicas, tais como: atividade cardíaca, cerebral e ocular (PAAS et al., 2003).

A estimativa do esforço cognitivo a partir do desempenho da pessoa na realização de

uma atividade pode ser subdividida em duas subclasses: (i) *medição de tarefa primária*, feita a partir de uma medição direta do desempenho da atividade em questão; e (ii) *medição de tarefa secundária*, a partir da inclusão de uma atividade secundária para realizar uma inferência sobre a atividade primária (CRAVEN et al., 2007; PAAS et al., 2003).

No caso da medição de tarefa primária, assume-se que, conforme a carga de trabalho imposta sobre a pessoa aumenta, os recursos e capacidade de processamento adicionais resultarão em mudanças degradantes no desempenho do indivíduo (O'DONNELL R.D. & EGGEMEIER, 1986). Assim, para o mensuramento da carga de trabalho, pode-se utilizar uma abordagem que considera apenas um único aspecto relevante da atividade (por exemplo, número de erros ou velocidade na realização) ou uma abordagem que considera múltiplos aspectos para, possivelmente, obtenção de um resultado mais preciso.

Quando se utiliza uma medição através de tarefa secundária, assume-se que quanto maior o nível de sucesso na tarefa secundária, mais fácil a tarefa primária deve ser (CRAVEN et al., 2007; O'DONNELL R.D. & EGGEMEIER, 1986), pois o sucesso na tarefa secundária é atribuído à quantidade de recursos mentais disponíveis mesmo após a execução da tarefa primária. Ou seja, se a tarefa secundária obteve sucesso, isto significa dizer que a tarefa primária exige pouca carga de trabalho mental. Geralmente, a tarefa secundária consiste de atividades simples que necessitam atenção constante, tais como a detecção de sinais auditórios ou visuais, e o sucesso em seu desempenho é definido por variáveis como tempo, precisão e taxa de erro (PAAS et al., 2003). Por esta dissertação se basear em conceitos da computação ubíqua, esta técnica não é adequada pois a introdução de uma segunda tarefa à atividade do usuário resultaria na violação do conceito de “invisibilidade” (ou “não-intrusividade”) exigido em sistemas ubíquos.

Com isso, percebe-se que as técnicas mais adequadas para os fins desta dissertação são a medição direta da atividade primária e a utilização de dados fisiológicos.

2.2.4.1 NASA-TLX

Hart e Staveland (1988) propõem um modelo baseado em questionário para a representação do esforço cognitivo de um indivíduo. Este modelo, chamado *NASA Task Load Index* (NASA-TLX), assume que a combinação de diferentes variáveis representa a carga de trabalho vivenciada pelas pessoas ao executar suas tarefas. O termo *carga de trabalho* representa o custo de um operador humano em completar os requisitos de uma tarefa (HART, 2006).

Após a execução de uma atividade, a pessoa preenche o formulário que, então, é utilizado para a avaliação de seu esforço. Este formulário é compreendido pela avaliação de cada uma das seguintes variáveis:

- **demandas mentais:** o quanto de atividade mental e percepção foi necessário à execução da tarefa;
- **demandas físicas:** o quanto de atividade física foi necessário à execução da tarefa;
- **demandas temporais:** o quanto de pressão temporal foi sentido durante a execução da tarefa;
- **nível de frustração:** o quão frustrante foi a realização da tarefa;
- **esforço:** O quão difícil tanto mental, quanto fisicamente, foi chegar ao nível de desempenho alcançado durante a realização da tarefa; e
- **desempenho:** Quão bem sucedido foi o desempenho da tarefa após atingir os objetivos exigidos.

O indivíduo deve, ainda, considerar quais são as variáveis que ele acredita serem mais relevantes à atividade. Dessa forma, cada variável recebe um peso que é utilizado ao se determinar o esforço utilizado. Isto reflete a possibilidade de que uma mesma tarefa executada por diferentes indivíduos tenha um esforço atribuído específico a cada um, ou seja, o NASA-TLX é centrado na pessoa e não na tarefa.

Apesar de ter sido utilizado extensivamente nos mais diversos trabalhos (para referência, ver Hart, 2006), o NASA-TLX é incompatível com a proposta desta dissertação por se tratar de um questionário que deve ser preenchido pela própria pessoa que realizou a atividade, de modo que foge à ubiquidade exigida nesta dissertação. Porém, ainda assim é um trabalho relevante no que diz respeito à escolha de variáveis que auxiliam na avaliação do esforço cognitivo.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Como apresentado na subseção 2.2.4, há diferentes formas de se realizar a estimativa de um esforço cognitivo. Uma vez que abordagens subjetivas que realizam esta inferência não se adequam aos princípios desta dissertação, são apresentados apenas trabalhos que utilizam técnicas relacionadas à análise de dados fisiológicos e desempenho – como técnicas que utilizam tarefas secundárias fogem, também, aos princípios desta dissertação, são analisados apenas trabalhos que utilizam técnicas de medição direta da tarefa primária. Além disso, são apresentados trabalhos recentes que utilizam o modelo SRK para a classificação de comportamentos e, por fim, uma comparação entre os trabalhos é feita.

3.1 Estimativa do esforço cognitivo – Baseada em dados fisiológicos

Um objetivo para a realização do mensuramento de um esforço cognitivo diz respeito ao conhecimento da quantidade de capacidade mental utilizada por um indivíduo na realização de uma tarefa. Esta quantificação pode ser utilizada para que situações de sobrecarga sejam evitadas, de forma a permitir que a pessoa desempenhe suas tarefas de forma adequada (O'DONNELL R.D. & EGGEMEIER, 1986). De fato, segundo Zhang et al. (2013), a ocorrência de acidentes se dá devido a demandas instantâneas provenientes de um sistema e do ambiente de forma a ultrapassarem as capacidades mentais do operador de tal sistema.

Em seu trabalho, Zhang et al. (2013) desenvolveram uma técnica para medir o esforço cognitivo de um operador no contexto de um sistema de segurança-crítica homem-máquina através de seu estado funcional (isto é, através de suas condições psicofisiológicas). Ao realizar tarefas que demandam cognição, o operador utiliza-se de seu esforço mental de modo a garantir o desempenho necessário àquela tarefa. Assim, a medida do desempenho sozinha não é o suficiente para avaliar o estado do operador, pois o desempenho está adequado mesmo que o esforço mental esteja elevado. Dessa forma, percebe-se que é necessário que os recursos mentais dos operadores sejam preservados para que possam responder efetivamente a demandas ou situações de emergência inesperadas.

Uma vez que o esforço mental é refletido fisiologicamente, de modo que o estado de estresse e fadiga apresentem taxas de eletrocardiograma, pressão sanguínea e respiração diferentes de um estado normal de descanso, Zhang et al. (2013) utilizaram estas medidas para determinar o estado funcional do operador em tempo real. Seu objetivo com a medição do estado do

operador é o de prever quando colapsos no desempenho dele podem ocorrer para permitir a criação de sistemas com automação adaptativa. Esta automação é útil quando um estado de risco é detectado, pois ela é feita para aliviar as demandas no operador ao alocar mais tarefas para a máquina. O estado de risco está relacionado com os momentos prévios à degradação do desempenho do operador, pois não há recursos disponíveis na sua capacidade mental já que eles são utilizados na medida que as demandas da tarefa aumentam, de modo que o operador necessita de um maior esforço mental para que seu desempenho seja adequado. Com isso, tal operador fica vulnerável a situações inesperadas ou de emergência que necessitariam dos recursos já ocupados – o que causaria um colapso em seu desempenho.

No trabalho de Solovey et al. (2014), sensores que realizam a captura de dados fisiológicos são utilizados juntamente com informações de desempenho para classificar o esforço cognitivo de condutores de veículos em tempo real. Com a capacidade de classificar o estado mental dinâmico do condutor enquanto dirige, é possível que sejam feitos ajustes nas características das interfaces do veículo para que ele se adapte e auxilie no desempenho do motorista. Esta classificação leva em consideração valores da taxa cardíaca, condutância da pele do condutor e os dados relacionados ao desempenho da direção.

Informações fisiológicas medidas diretamente através do monitoramento do cérebro podem ser utilizadas para a inferência do trabalho mental de uma pessoa. No trabalho de Maior et al. (2014), este monitoramento é realizado em tempo real de forma não-invasiva (sensor utilizado por uma pessoa sentada de forma natural em frente a um computador) e mede a entrega de sangue para os tecidos neurais ativos. Porém, com a técnica utilizada é possível detectar apenas um nível de trabalho mental: elevado ou reduzido.

3.2 Estimativa do esforço cognitivo – Baseada em desempenho

A estimativa do esforço cognitivo utilizado durante a realização de uma atividade pode ser feita de forma direta a partir de propriedades de desempenho. No trabalho de Rantanen e Levinthal (2005) é utilizada a proporção entre a medida do tempo disponível e tempo utilizado para a execução de uma tarefa como forma de mensurar o desempenho de um operador. Assim, uma vez que não é possível determinar de forma direta o trabalho mental despendido durante a tarefa, faz-se uso de sua relação negativa com o desempenho para que ele seja inferido (RANTANEN; LEVINTHAL, 2005).

Esta relação negativa pode ser percebida pela relação entre o tempo disponível e grau

de controle do operador. Quando há um alto tempo disponível para a realização da tarefa, há um alto grau de controle por parte do operador. Porém, conforme o tempo disponível reduz, o período para planejamento também. O que resulta, segundo Rantanen e Levinthal (2005), em diferentes modos de controle: (i) controle estratégico (alto grau de controle); (ii) controle tático; (iii) controle oportunístico; e (iv) controle embaralhado. Nota-se que os dois primeiros modos são pró-ativos – resultam em um desempenho bom – e os dois últimos são modos reativos – resultam em um desempenho ruim. Portanto, conforme a carga da tarefa (relação entre tempo disponível e tempo utilizado) se eleva, maior a perda de desempenho. Então, quanto pior o desempenho, maior o esforço cognitivo utilizado. Subjetivamente, isto pode ser relacionado à experiência e fadiga do indivíduo e a fatores externos, como pressão do tempo e desempenhos anteriores.

Outra nuance atribuída ao tempo como propriedade para medição de desempenho é a relação entre tempo percebido e o tempo do relógio. No trabalho de Hertzum e Holmegaard (2013), valores baixos para esta proporção foram identificados como indicativos de trabalho mental elevado. Isto, pois a percepção do tempo é incrementalmente distorcida conforme o trabalho mental cresce. Além disso, identificaram que restrições no tempo disponível para a realização de uma tarefa pode aumentar o trabalho mental, assim como quando a pessoa fica atenta ao tempo enquanto realiza a tarefa.

3.3 Classificação do comportamento utilizando o modelo SRK

A utilização do modelo SRK para a classificação de comportamentos pode ser feita para diferentes fins. No trabalho de Patten et al. (2006), este modelo foi utilizado de forma teórica para compreender o fato de que condutores de veículos mais experientes apresentam um menor esforço cognitivo na atividade de condução do que condutores novatos. Assim como discutido nas Subseções 2.2.2 e 2.2.3, Patten et al. (2006) notaram que, durante o treinamento de uma tarefa em particular – como a condução de um veículo – o controle cognitivo parte de CBC ou CBR em direção a CBH. Isto mostra que o esforço cognitivo é reduzido conforme a aprendizagem ocorre, o que justifica o menor esforço cognitivo de condutores experientes.

Buscando compreender o comportamento de operários com diferentes responsabilidades em uma sala avançada de controle em uma usina nuclear, Lin et al. (2014) desenvolveram um trabalho que realiza a classificação do esforço cognitivo empenhado nas tarefas de cada trabalhador baseando-se no modelo SRK. Para que o trabalho mental fosse determinado, adotou-se

o método de mensuramento do desempenho na tarefa primária com o interesse de que ele não fosse realizado de forma intrusiva a fim de que as medições não afetassem o trabalho mental do operador. A classificação de cada tarefa em CBH, CBR ou CBC foi feita por um observador a partir da análise de dados objetivos (por exemplo, tempo utilizado para completar a tarefa) e subjetivos (por exemplo, tempo necessário, estimado por um expert, para completar a tarefa). Esta análise é baseada em uma árvore lógica, em que perguntas relacionadas à existência, necessidade, adoção, etc., de procedimentos para a realização de uma tarefa são feitas para, no final, determinar-se o padrão cognitivo empenhado.

No caso de controles de brinquedos de parques de diversão, a análise do comportamento dos operadores dos brinquedos foi utilizada no trabalho de Woodcock (2014) para determinar diretrizes de design na interface de controle com uma abordagem a fim de prevenir erros. Como mencionado na Seção 2.2, o trabalho mental utilizado durante a realização de uma tarefa – se mal empregado – pode trazer prejuízos em seu desempenho de forma a aumentar as chances de que algum acidente ocorra. Assim, Woodcock (2014) baseou-se no modelo SRK para classificar o esforço cognitivo exigido por cada tarefa relacionada ao processo de operar um brinquedo para identificar aquelas que apresentam maior risco e, assim, indicar como a interface da máquina com o operador pode ser ajustada a fim de prevenir possíveis problemas. Esta classificação foi realizada de forma manual a partir de observações.

3.4 Comparação dos trabalhos

A tabela 3.1 apresenta uma comparação entre os diferentes trabalhos mostrados neste capítulo. Nela, pode-se perceber que a maioria dos trabalhos que faz estimativa do esforço cognitivo via medidas de desempenho utiliza a variável de tempo. Dos dois que não utilizam, um faz a medição através de observações (ou seja, de forma manual) e o outro faz uso de dados captados por sensores com este fim. Além disso, o trabalho de Solovey et al. (2014) é o único que se utiliza da combinação de medidas fisiológicas e de desempenho para a estimativa do esforço cognitivo. Seu trabalho e o de Patten et al. (2006) tratam do trabalho mental utilizado durante a condução de veículos, porém apenas este último utiliza-se do modelo SRK para compreensão do nível do comportamento do condutor.

A classificação de tarefas baseada no modelo SRK é feita de forma manual nos trabalhos. A relação entre cada tarefa e o esforço cognitivo é atribuído de forma fixa, ou seja, a mudança de nível de comportamento não é possível (a não ser que uma nova avaliação das

tarefas fosse feita). O que não ocorre no trabalho de Pattern et al. (2006), que conclui que quanto mais experiente o condutor de um veículo, menor seu esforço cognitivo. Isto é, pode-se entender que há a possibilidade de mudança de nível dentro do modelo. Porém, Pattern et al. (2006) utilizaram métodos intrusivos para a estimativa do esforço cognitivo: através de tarefas secundárias e técnicas subjetivas, como uma variação do NASA-TLX (Subseção 2.2.4.1).

Durante as pesquisas realizadas para esta dissertação, não foram encontrados trabalhos que objetivam estimar o esforço cognitivo despendido por pessoas em situações da vida cotidiana. Isto mostra que esta dissertação utiliza uma nova abordagem para esta área do conhecimento. De fato, o modelo SRK foi utilizado nesta dissertação por atender a pontos relevantes abordados, como: (i) possibilidade de relacionar os diferentes níveis de esforço cognitivo a atividades da vida cotidiana; (ii) utilizar informações de contexto de forma relevante para as classificações do esforço cognitivo (o que é uma ligação relativamente direta com os conceitos de sistema sensível ao contexto); e (iii) não limitar o sistema a certas tarefas que requerem uma medição específica do esforço cognitivo (como conduzir um veículo ou operar uma máquina). Assim, diferentemente dos outros trabalhos, esta dissertação faz uso do modelo SRK juntamente com medidas do contexto do usuário (vide a taxonomia de contexto apresentada na subseção 2.1.1), em especial os contextos ambientais e de desempenho (considerado como parte do contexto pessoal do usuário) para a medição e compreensão do esforço cognitivo.

Tabela 3.1 – Comparação entre os trabalhos relacionados.

Trabalho	Medidas Fisiológicas	Estimativa do Esforço Cognitivo	Medidas de Desempenho	SRK	Objetivo
Zhang et al. (2013)	Eletrocardiograma, pressão sanguínea e respiração	-	-	-	Automação adaptativa
Solovey et al. (2014)	Taxa cardíaca e condutância da pele	Dados de sensores no veículo	-	-	Ajuste de interface
Maier et al. (2014)	Monitoramento do cérebro	-	-	-	Avaliação de técnica
Rantanen e Levinthal (2005)	-	Relação entre tempo utilizado e disponível	-	-	Avaliação de técnica
Hertzum e Holmegaard (2013)	-	Proporção entre tempo percebido e do relógio	-	-	Avaliação de técnica
Patten et al. (2006)	-	Tempo de reação e taxa de falhas	Classificação de desempenho	-	Diferenças nos esforços cognitivos de atividades
Lin et al. (2014)	-	Relação entre tempo utilizado e estimado	Classificação de tarefas	-	Diferenças nos esforços cognitivos de atividades
Woodcock (2014)	-	Observação das demandas de cada tarefa	Classificação de tarefas	-	Diretrizes para interfaces

4 ACTIVITY PROJECT

O Activity Project é um projeto que vem sendo desenvolvido pelo Grupo de Sistemas de Computação Móvel (GMob) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) com o objetivo de identificar situações de risco em atividades realizadas por pessoas em um ambiente ubíquo. Após a realização de pesquisas, identificou-se que este é um assunto pouco abordado pela comunidade acadêmica de computação ubíqua, apesar de ter potencial de pesquisa e aplicabilidade real.

Muito se discute sobre detecção de quedas (MUBASHIR; SHAO; SEED, 2013), porém soluções que abrangem uma gama maior de atividades não são consideradas. Desta forma, neste projeto optou-se pela proposta do desenvolvimento de um *middleware* independente de domínio de aplicação para determinar as situações de risco em atividades humanas, em especial as atividades da vida diária (*activities of daily living*, ADL (KATZ et al., 1963)). Exemplos de domínios em que o projeto pode ser incorporado são: situações de emergência, sistemas de recomendação, sistemas de suporte a decisão, etc. Assim, o Activity Project baseia-se em uma arquitetura de sistemas sensíveis ao contexto que é apresentada na figura 4.1.

Esta arquitetura foi baseada na arquitetura conceitual sensível ao contexto (Figura 2.1) por separar de uma maneira bem definida os componentes de sensoriamento, processamento e gerenciamento de dados contextuais. Além disso, ela possui como vantagens a extensibilidade e reusabilidade de sistemas. Assim, a arquitetura (ou *middleware*) do *Activity Project* estende a arquitetura conceitual sensível ao contexto e incorpora o modelo SRK (Subseção 2.2.2) para permitir a análise do comportamento do usuário.

A partir da utilização da camada especializada *Classificador SRK* (em destaque na figura e foco desta dissertação) é possível verificar o nível de “aptidão” de uma pessoa para a execução de uma atividade. Esta aptidão está diretamente relacionada ao esforço cognitivo utilizado para o desenvolvimento da atividade e possui uma influencia direta no nível do risco atrelado à atividade em questão, sendo este o componente em foco no desenvolvimento desta dissertação. Os outros componentes da arquitetura são:

- **Normalização de Dados Brutos:** tem por objetivo atribuir significado aos dados brutos obtidos dos diferentes tipos de sensores (físicos, virtuais e lógicos) e formatá-los em algum padrão pré-definido. É dessa forma que informações de contexto são criadas e coletadas;

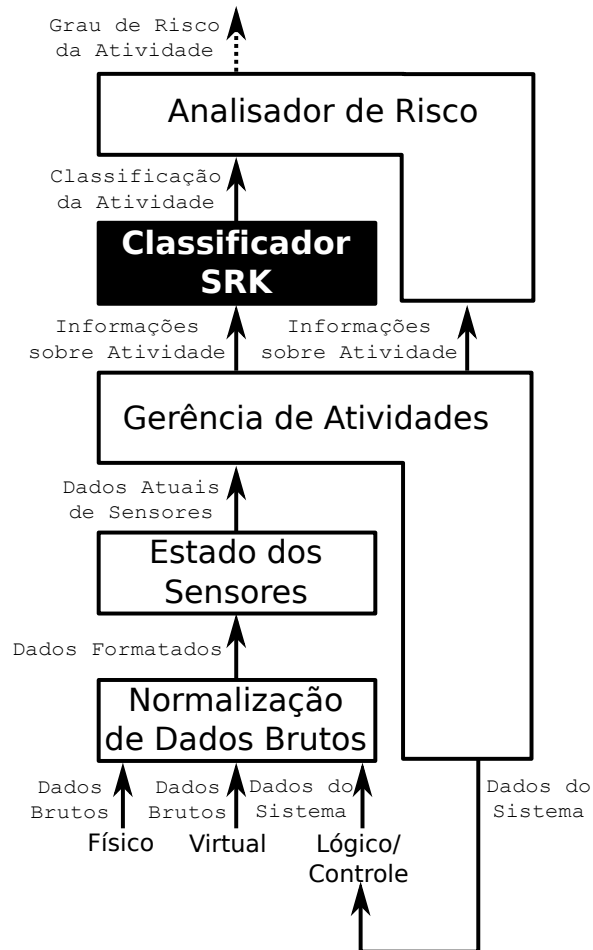


Figura 4.1 – Arquitetura para análise de risco em atividades humanas. Fonte: do autor.

- **Estado dos Sensores:** obtém os dados formatados dos sensores e os armazena-os para que sejam providenciados às camadas superiores os valores mais recentes dos sensores;
- **Gerência de Atividades:** realiza a detecção e gerência de atividades a partir de atividades pré-definidas registradas manualmente e um histórico de atividades detectadas. Vale notar que atividades podem ser utilizadas para detectar outras atividades, ou seja, podem agir como sensores lógicos (vide Subseção 2.1.1);
- **Analisador de Risco:** recebe uma atividade classificada e determina o grau de risco associado. Isto é feito a partir das informações de contexto relacionadas à atividade em questão e sua classificação dentro do modelo SRK (resultado obtido através da camada *Classificador SRK*).

Para exemplificar como este middleware detecta um risco, pode-se considerar a situação de um idoso ao caminhar no chão úmido da cozinha de sua casa. A partir da classificação feita

pelo *Classificador SRK*, o sistema seria capaz de “entender” que a atividade de *caminhar* é complicada para o usuário e que o chão da cozinha está úmido (devido a sensores espalhados pelo ambiente). Com tais informações, o sistema pode medir o grau de risco associado à atividade no momento. Assim, este grau de risco pode ser utilizado por aplicações de forma auxiliar a tomadas de decisão como, por exemplo, avisar o usuário do perigo existente.

Assim, o fluxo de dados dentro da arquitetura proposta no *Activity Project* é apresentado na figura 4.2 e ocorre da seguinte maneira:

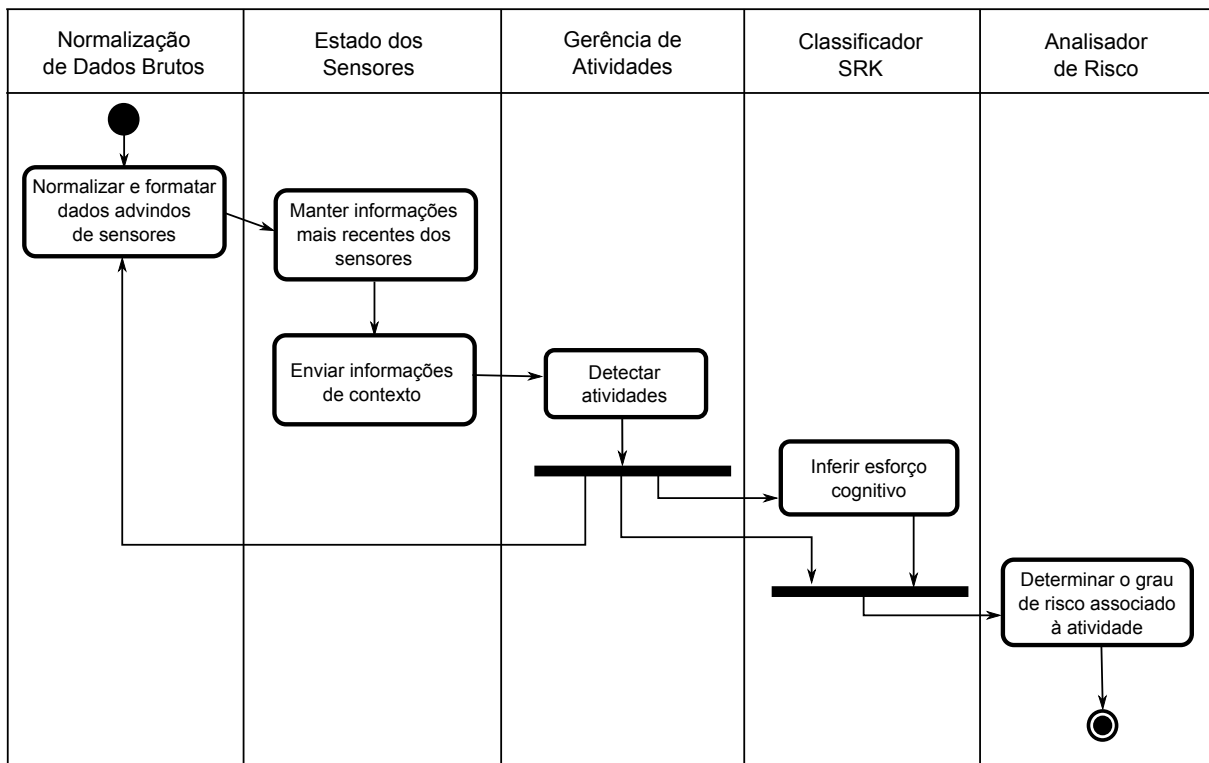


Figura 4.2 – Diagrama de atividades para o *middleware* do *Activity Project*. Fonte: do autor.

1. primeiramente, o sistema recebe os dados brutos de diversos sensores, podendo ser físicos, lógicos e virtuais;
2. estes dados devem ser normalizados por serem originados a partir de diferentes fontes e para que ganhem significado;
3. então, os dados formatados e normalizados, chamados de informações de contexto, com os valores mais recentes dos sensores, são mantidos na camada *Estado dos Sensores*, a qual pode receber requisições da camada superior, *Gerência de Atividades*;
4. a camada *Gerência de Atividades* obtém as informações de contexto e realiza a detecção de atividades;

5. atividades detectadas podem ser utilizadas para a detecção de outras atividades, agindo como um sensor lógico;
6. o componente *Classificador SRK* obtém atividades e as classifica de acordo com o comportamento normal do usuário a partir da análise de seu histórico;
7. por fim, o componente *Analizador de Risco* utiliza a classificação da atividade em questão inferida pelo *Classificador SRK* e informações sobre ela adquiridas a partir do componente *Gerência de Atividades* para inferir o grau de risco associado a ela naquele momento.

Desta forma, entende-se que, para que esta dissertação atenda ao seus objetivos, ela deve desenvolver um modelo capaz de realizar a função atribuída ao componente *Classificador SRK*, que é a classificação de uma atividade em CBH, CBR ou CBC a partir de informações do contexto presente no momento da análise e do histórico de contextos em que a atividade já foi realizada. Tais contextos podem estar relacionados a qualquer um dos tipos de contextos descritos pela taxonomia de contexto apresentada na figura 2.3.

5 CLASSIFICADOR SRK

Como indicado no Capítulo 4, esta dissertação está focada no desenvolvimento do componente *Classificador SRK* (em destaque na figura 4.1) da arquitetura desenvolvida no *Activity Project*. Desta forma, a partir dos conceitos explicados no Capítulo 2, relacionados à importância da alocação correta dos recursos mentais de uma pessoa para que o desempenho de suas atividades seja adequado, isto é, a importância de que seu esforço cognitivo ocorra de modo a não sobrecarregar seus recursos mentais, criou-se o modelo apresentado na figura 5.3 para a inferência deste esforço cognitivo em tempo real.

No Capítulo 2, a Subseção 2.2.4 apresenta diferentes técnicas possíveis para a estimativa de um esforço cognitivo. Nesta dissertação, optou-se pela utilização de técnicas relacionadas ao mensuramento do esforço cognitivo a partir da medição de tarefa primária, isto é, a medição direta do desempenho do indivíduo na realização da atividade em questão. Além disso, para a classificação objetiva deste esforço cognitivo, são utilizados conceitos relacionados ao modelo SRK (Subseção 2.2.2), em especial os tipos de sensoriamento (sinal, signo e símbolo) e de comportamento (CBH, CBR e CBC).

Este capítulo apresenta questões que devem ser levadas em consideração ao realizar-se a estimativa de um esforço cognitivo no âmbito de um sistema sensível ao contexto, o modelo proposto e uma avaliação dos componentes a partir de um estudo de caso.

5.1 Estimativa do esforço cognitivo

Como já mencionado, esta dissertação parte do princípio de que o esforço cognitivo de uma pessoa pode ser estimado a partir do seu desempenho na realização de uma atividade. Assim, em um sistema ubíquo, o desempenho do indivíduo pode ser medido considerando as informações de contexto relacionadas a ele. Mais precisamente, referindo-se à taxonomia de contexto (Figura 2.3), esta dissertação utiliza o *contexto da tarefa* e o *contexto pessoal/mental*, os quais são definidos como as *propriedades de desempenho* envolvidas durante uma atividade. Ainda, o *contexto ambiental* (por exemplo, temperatura, luminosidade, umidade, etc.), definido como *propriedades de contexto*, também é importante para que se possa estimar o desempenho do indivíduo, pois condições ambientais diferentes podem exigir do usuário maneiras diferentes de realizar sua atividade, isto é, determinadas propriedades de desempenho podem ter valores diferentes dependendo da condição ambiental em que o usuário se encontra.

O sistema deve reconhecer o comportamento do usuário para cada condição ambiental de forma gradual, uma vez que não há uma maneira prática de que sejam determinadas todas as condições ambientais já encontradas por ele ao longo de sua vida. Desta forma, toda vez que o sistema verificar que o contexto ambiental em que o usuário se encontra é anormal durante a prática de determinada atividade (isto é, aconteceu nenhuma ou poucas vezes anteriormente), ele deve assumir que se trata de um contexto ambiental novo para o usuário. Como mencionado no Capítulo 2, de acordo com o modelo SRK, em situações não-familiares, o esforço cognitivo de uma pessoa é elevado devido ao planejamento consciente empenhado para a realização de sua atividade. Desta forma, o sistema deve tratar novas condições ambientais como situações em que o usuário necessita elevado esforço cognitivo, sendo que, conforme uma condição ambiental se repete, o esforço cognitivo do usuário para determinada atividade diminui – exceto se as propriedades de desempenho não estiverem de acordo com os valores históricos para a condição ambiental em questão.

Como não existem informações no histórico de atividades do usuário quando o sistema começa a ser utilizado, as condições ambientais iniciais sempre serão novas e, assim, o esforço cognitivo será considerado elevado. Porém, conforme aumenta o número de ocorrências de condições ambientais e propriedades de desempenho, o sistema é capaz de avaliar esforços cognitivos como não-elevados, pois ele pode verificar se o desempenho do usuário e a condição ambiental estão de acordo com seus valores históricos. Com isso, na figura 5.1, uma condição ambiental não conhecida é representada pelo ponto próximo a $C?$, o qual indica que o usuário necessita de um elevado esforço cognitivo para o desenvolvimento de sua atividade.

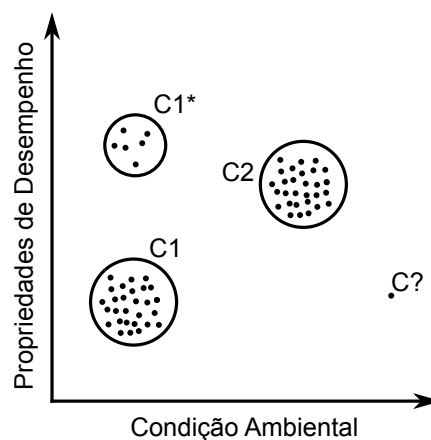


Figura 5.1 – Exemplos das relações possíveis entre diferentes condições ambientais e propriedades de desempenho. Fonte: do autor.

Além disso, pode-se observar outras possíveis relações de condições ambientais com

propriedades de desempenho. Os agrupamentos $C1$ e $C2$ representam condições ambientais que ocorreram diversas vezes, ou seja, quando o usuário está realizando uma atividade em qualquer uma destas condições, seu esforço cognitivo não é afetado negativamente pelo contexto ambiental. Porém, o esforço cognitivo também pode ser inferido pelo desempenho do usuário. Assim, o agrupamento $C1^*$ representa uma mudança de comportamento do indivíduo, isto é, a condição ambiental é a mesma que a do agrupamento $C1$, porém os valores das propriedades de desempenho sofreram alteração, o que resulta, para o sistema, em um desempenho anormal e, assim, um esforço cognitivo elevado. Desta forma, é possível ao sistema identificar que o usuário está mudando seu comportamento, de modo que quanto mais vezes as propriedades de desempenho tiverem valores próximos a $C1^*$, menor deve ser o esforço cognitivo inferido.

5.1.1 Propriedades de desempenho

A precisão na estimativa de um desempenho está atrelada à quantidade de propriedades de desempenho e de contexto consideradas (quanto maior a quantidade de ambos, melhor). Porém, sabe-se que não é trivial a obtenção de valores para determinadas propriedades em um sistema sensível ao contexto, em especial àquelas relacionadas ao contexto mental do usuário. Uma vez que esta dissertação foca no modelo e como ele deve ser utilizado, não em sua aplicação de forma real, a maneira com a qual o sistema deve capturar tais dados foge ao escopo deste trabalho.

A seguir segue uma listagem, para fins de exemplificação, de propriedades de desempenho e sua importância para a estimativa do desempenho de uma atividade humana:

- *Atenção* (contexto mental): A carga de atenção sobre uma pessoa pode refletir diretamente o nível do desempenho na realização de uma atividade. Isto se percebe em tarefas que envolvem habilidades sensoriais e motoras, de forma que novatos tendem a controlar conscientemente cada etapa na execução de uma habilidade e *experts* não necessitam da assistência da atenção para executar procedimentos de controle rápidos e eficientes (GRAY, 2004). Além disso, a atenção pode refletir diretamente a possibilidade de que algum tipo de erro ocorra durante a realização de uma tarefa. Por exemplo, quando operadores precisam realizar múltiplas tarefas, como manipulação de controles e monitoramento, é necessário que sua atenção seja alocada de forma eficaz e eficiente mesmo sob a pressão do tempo, como é o caso de operadores de brinquedos em parques de diversão (WOODCOCK, 2014), os quais, se forem novatos, estarão mais propensos ao erro por

requisitem um alto nível de atenção, uma vez que ainda não estão familiarizados com as suas atividades. Relacionada à atenção, a ansiedade é um fator que já foi comprovado como prejudicial ao desempenho de uma tarefa, especialmente em tarefas complexas e que demandam atenção (DERAKSHAN; EYSENCK, 2009);

- *Efetividade e Eficiência* (contexto da tarefa): Além da efetividade na realização de uma tarefa (geralmente relacionada à precisão de seu resultado), deve-se levar em consideração a eficiência do comportamento para a avaliação de um desempenho (ROBERT; HOCKEY, 1997). Esta eficiência é especialmente interessante para que se possa medir a que custos (fisiológicos e mentais) o indivíduo está se submetendo para conseguir alcançar a efetividade em sua atividade. Desta forma, pode-se entender que a eficiência compreende diversos fatores que podem ou não ser específicos para cada atividade e que a eficiência na execução de uma tarefa diminui conforme o esforço cognitivo despendido se eleva para que a tarefa seja realizada de forma efetiva (EYSENCK et al., 2007);
- *Tempo/Duração* (contexto da tarefa): Pode-se utilizar a relação entre o tempo disponível e o tempo utilizado na realização de uma tarefa para auxiliar a estimativa do seu desempenho. Esta relação pode ser entendida como uma medida da eficiência de uma pessoa, a qual é pior conforme o tempo utilizado chega próximo ou ultrapassa o tempo disponível para o desempenho da tarefa. Isto acarreta na alteração em seu comportamento, passando do modo pró-ativo para reativo (RANTANEN; LEVINTHAL, 2005);
- *Outros*: Além dos fatores já mencionados, a avaliação do desempenho de uma atividade pode estar relacionada, também, à habilidade e experiência do executor (VICENTE; RASMUSSEN, 1992); à complexidade, demanda e quantidade de tarefas e sub-tarefas sendo executadas – quanto mais tarefas, menor o tempo de resposta da pessoa e, conseqüentemente, pior o seu desempenho (UJITA; KAWANO; YOSHIMURA, 1995) e; descuidos, enganos e erros que possam ocorrer durante a execução da atividade (relacionados à efetividade/acurácia).

As propriedades advindas do contexto da tarefa somente são consideradas indicativos de um desempenho degradado se seus valores forem díspares com relação aos valores normais do indivíduo para determinada atividade levando em consideração a condição ambiental em que tal atividade está sendo realizada. O modelo proposto nesta dissertação identifica estas

disparidades a partir da utilização da técnica *Local Outlier Probabilities* (LoOP – KRIEGEL et al., 2009), apresentada a seguir.

5.1.2 LoOP

O método *Local Outlier Probabilities*, desenvolvida por KRIEGEL et al. (2009), é utilizado para a detecção de *outliers* baseando-se na densidade local do objeto de dados. Este método atribui a cada objeto um escore que varia entre $[0, 1]$, cujo valor pode ser interpretado diretamente como a probabilidade de o objeto ser um *outlier*.

Nesta dissertação, utiliza-se a seguinte definição para *outlier*: “Um *outlier* é uma observação que diverge tanto das outras observações de modo a levantar suspeitas se ela foi gerada por um mecanismo diferente” (HAWKINS, 1980). Ou seja, pode-se entender que um *outlier* representa valores de propriedades de desempenho e contexto díspares em relação aos seus valores usuais. O “mecanismo diferente”, citado por Hawkins, pode ser caracterizado como um comportamento anormal do indivíduo para o contexto ambiental em que ele se encontra, isto é, um comportamento diferente do esperado dentro das condições ambientais ao seu redor. Além disso, também pode ser um comportamento anormal do ambiente, o qual resulta em uma situação não-familiar para o indivíduo de acordo com o histórico de ocorrências presentes no sistema.

Por ser baseado na densidade local de um objeto, o LoOP pode ser utilizado em *datasets* que tenham agrupamentos com densidades diferentes sem que se perca o significado correto do valor atribuído ao objeto. Isto pode ser observado na figura 5.2, onde o círculo ao redor dos pontos representa graficamente o escore para cada objeto. Uma vantagem do LoOP sobre outras técnicas de detecção de *outliers* baseadas em densidade local é o fato de que o escore gerado para cada objeto é consistente entre os escores dos outros pontos do *dataset* e, inclusive, entre *datasets*, isto é, eles podem ser comparados de forma direta, o que não ocorre em outras técnicas, como no *Local Outlier Factor* (LOF - BREUNING et al., 2000).

Nesta dissertação, os objetos de interesse são conjuntos que contém o valor de cada propriedade de desempenho p_d , juntamente com todas as propriedades de contexto p_c relevantes (isto é, aquelas que estão influenciando o ambiente ao redor do usuário). Considerando P_d o conjunto de todas as propriedades de desempenho e P_c o conjunto de todas as propriedades de contexto, um objeto é definido como $o = \{p_d \in P_d\} \cup \{\forall p_c \in P_c \mid c \text{ é relevante}\}$.

Pelo fato de o LoOP resultar em um valor que varia de $[0, 1]$, é possível realizar uma

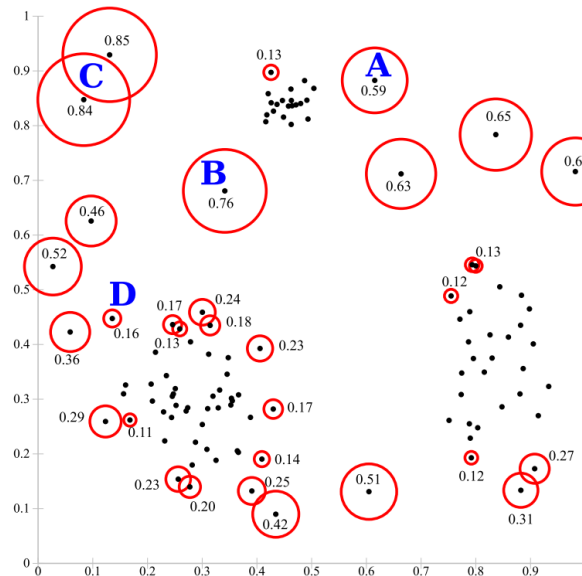


Figura 5.2 – Exemplo de escores gerados pelo LoOP em um *dataset* com agrupamentos de diferentes densidades. Fonte: (KRIEGEL et al., 2009).

analogia direta do resultado com o modelo SRK. O valor da probabilidade de um objeto ser um *outlier*, ou seja, seu escore, pode ser visto como o valor de quão inadequado foi o comportamento do usuário de acordo com a propriedade de desempenho relacionada ao ambiente ao seu redor. Isto é, o valor obtido através do LoOP determina o nível do sensoriamento do indivíduo (sinal, signo ou símbolo) indicado pela propriedade de desempenho, tanto pelo fato de p_d estar com um valor anormal, quanto pelo fato de o ambiente estar com valores anormais. Assim, pode-se dizer que valores do LoOP próximos a 0 representam sinais, valores intermediários representam signos e valores próximos a 1 representam símbolos. Sendo assim, na figura 5.2, o ponto A representaria um sensoriamento do tipo signo, os pontos B e C do tipo símbolo e o ponto D do tipo sinal.

Um dos motivos que levaram à preferência da técnica do LoOP ao invés de técnicas de agrupamento, é que grupos pequenos de “anomalias” (ou *outliers*) não devem ser necessariamente considerados, neste trabalho, como valores que representam sensoriamentos que requerem um planejamento consciente elevado. Segundo o modelo SRK, quanto mais vezes uma situação acontece, mais familiar ela é para o indivíduo e, portanto, exige menos esforço cognitivo. Tal problema não ocorre no LoOP, por ele ser baseado em densidades locais.

Outro ponto relevante, é o fato de que abordagens que envolvem agrupamentos exigem a especificação de parâmetros que não são fáceis de escolher, como por exemplo a distância máxima entre dois pontos para determinar se fazem parte do mesmo agrupamento e o número mínimo de vizinhos para determinar se existe um agrupamento. Além disso, não seria fácil

determinar quais características podem ser utilizadas para identificar um agrupamento como sendo composto de objetos que representam CBH, CBR ou CBC. Uma vez que o LoOP trata cada objeto separadamente e atribui um escore com valores delimitados, pode-se fazer uma analogia ao modelo SRK de forma direta para cada um deles.

5.2 Modelo proposto

O esforço cognitivo despendido por uma pessoa é um fator importante para que se possa identificar possíveis situações de risco envolvidas durante a realização de uma atividade. O Activity Project (Capítulo 4) trata disto ao incluir a camada Classificador SRK em sua arquitetura, cujo principal objetivo é estimar o esforço cognitivo sendo empenhado para que se possa classificar o comportamento do usuário a partir dos conceitos apresentados no modelo SRK.

Com isto, esta dissertação propõe o modelo apresentado na figura 5.3 para a inferência e predição do esforço cognitivo de atividades em tempo real.

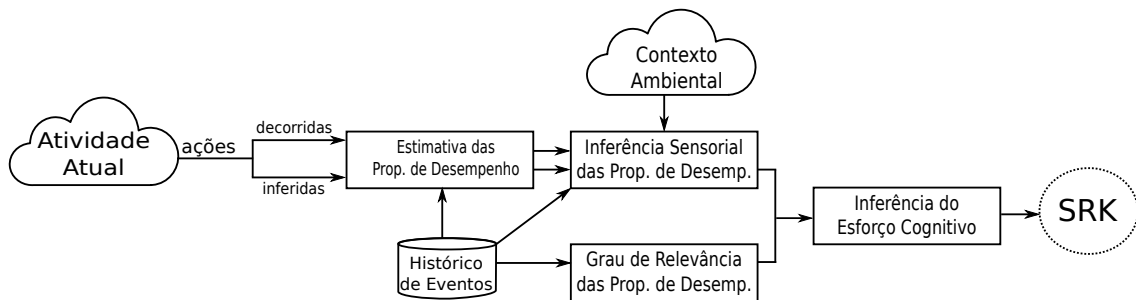


Figura 5.3 – Modelo para a inferência do esforço cognitivo. Fonte: do autor.

Para que aplicações auxiliem um usuário enquanto ele está realizando sua atividade, é necessário que a inferência do esforço cognitivo seja feita enquanto ela ainda está sendo executada. Porém, a inferência do esforço cognitivo exige que os valores de determinadas propriedades de desempenho estejam relacionadas à atividade apenas após a sua completude. Por exemplo, o valor da propriedade *duração* só é válido após o término da execução da atividade. Uma vez que atividades no Activity Project são baseadas em conceitos da Teoria da Atividade (KUUTTI, 1996), a qual determina que atividades são compostas por ações, é possível realizar a inferência das futuras ações que serão realizadas pelo usuário enquanto a atividade a qual elas fazem parte ainda está em andamento. Desta forma, é a inferência destas ações que torna possível a estimativa de como serão os valores das propriedades de desempenho após o término da atividade atual do usuário para, assim, realizar a predição do esforço cognitivo.

No modelo, esta estimativa acontece no componente *Estimativa das Propriedades de Desempenho*, o qual recebe as ações da atividade atual que já foram decorridas e as ações de tal atividade que ainda estão por acontecer. Tais ações são inferidas pelo componente *Gerência de Atividades* do Activity Project e os detalhes de como estas inferências são realizadas não são abordados nesta dissertação. Para maiores detalhes, ver artigo (DEL FABRO NETO et al., 2015). A estimativa das propriedades de desempenho é realizada a partir da análise do histórico de eventos, onde descobre-se, por exemplo, as médias dos valores das propriedades de desempenho para cada ação que compõe a atividade em andamento. Estas médias são, então, atribuídas às ações já inferidas e, através de uma função de agregação, são considerados juntamente dos valores já obtidos com as ações decorridas para, por fim, estimar os valores finais das propriedades de desempenho para a atividade atual.

A figura 5.4 apresenta um exemplo de como é feita a estimativa da propriedade de desempenho *duração* de uma atividade composta pelas ações a_1 , a_2 e a_3 . Neste exemplo, a atividade ainda não terminou de ser executada e apenas duas ações foram decorridas (a_1 e a_2). A terceira ação executada (a_1) foi detectada, porém não foi finalizada. Desta forma, a partir da análise do comportamento do usuário e das ações já decorridas, o componente *Gerência de Atividades* inferiu que a sequência de ações mais prováveis de ocorrer após a última ação detectada é a_2 e a_3 , as quais finalizam a atividade. Então, para estimar o valor final da *duração* da atividade, deve-se considerar tais ações inferidas e a média histórica dos valores delas e da ação a_1 , por ainda não ter sido finalizada. Por fim, a função de agregação para a *duração* é a soma dos valores, que resultam no valor estimado de 63 segundos.

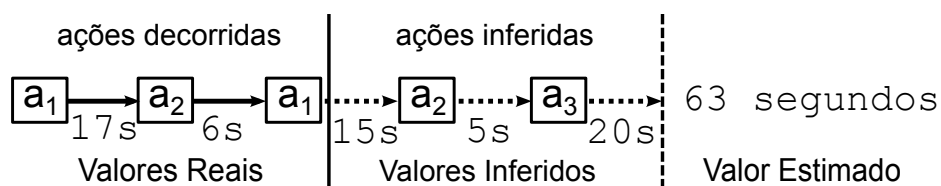


Figura 5.4 – Exemplo de como é feita a estimativa da propriedade de desempenho *duração*. Fonte: do autor.

O componente *Inferência Sensorial das Propriedades de Desempenho* determina, fazendo analogia ao modelo SRK, qual o tipo de sensoriamento vinculado ao usuário indicado por cada propriedade de desempenho sendo considerada. Isto é, se o usuário, ao realizar a sua atividade atual, está percebendo o ambiente através de sinais, signos ou símbolos. De forma prática, isto representa avaliar o quão díspares estão os valores das propriedades de desempenho ao associá-las ao contexto ambiental – como explicado na Subseção 5.1, o comportamento

do usuário pode ser diferente dependendo da condição ambiental presente. Para realizar esta medida, a técnica de detecção de *outliers* LoOP (Subseção 5.1.2) foi utilizada. Contudo, determinadas propriedades de desempenho podem ser mais relevantes para determinada atividade do que outras. Por exemplo, o desempenho do usuário ao exercer a atividade de *lavar a louça* pode estar mais relacionado à propriedade de desempenho *duração* do que *ansiedade*. Desta forma, nota-se a necessidade de avaliar quais propriedades de desempenho são mais importantes para uma atividade para que seja possível, assim, realizar uma classificação mais correta do esforço cognitivo despendido. Esta avaliação é realizada pelo componente *Grau de Relevância das Propriedades de Desempenho*, onde verifica-se a força da correlação (coeficiente de determinação de Pearson, r^2) da propriedade de desempenho em questão com os valores obtidos a partir da utilização da técnica LoOP entre a propriedade de desempenho e as propriedades de contexto ambiental. Este coeficiente de determinação implica na relevância do valor da propriedade de desempenho para geração dos valores obtidos via LoOP.

Com isso, o componente *Inferência do Esforço Cognitivo* é capaz de realizar a análise das propriedades de desempenho de acordo com suas relevâncias e inferir o valor final do esforço cognitivo empenhado através da equação 5.1.

$$\text{esforço cognitivo} = \frac{\sum_{i=0}^n (\text{LoOP}(p_i) \times r_i^2)}{\sum_{j=0}^n r_j^2} \quad (5.1)$$

Na equação 5.1, n representa o número de propriedades de desempenho, p_i é um ponto que representa o valor para a i -ésima propriedade de desempenho e todos os valores do contexto ambiental relevante e r_i^2 é a força da correlação entre a i -ésima propriedade de desempenho com os valores anteriores do LoOP, a qual representa o grau de relevância da i -ésima propriedade de desempenho (o mesmo vale para r_j^2 , porém para a j -ésima propriedade de desempenho). É interessante notar que os valores resultantes desta fórmula invariavelmente estão dentro da faixa de valores $[0, 1]$, o que permite continuar a realização da analogia direta ao modelo SRK, porém ao invés de classificar o resultado entre sinal, signo ou símbolo, este valor final é classificado como CBH para valores próximos a 0, CBC para valores próximos a 1 e CBR para valores intermediários. Sabe-se que os valores exatos para determinar se um comportamento é CBH ou CBR, por exemplo, podem variar de pessoa para pessoa. Porém, a maneira com a qual estes ajustes são feitos não é considerada nesta dissertação, residindo como parte dos trabalhos futuros.

A tabela 5.1 rerepresenta a comparação entre os trabalhos relacionados da tabela 3.1 com

a adição do modelo proposto nesta dissertação. Nela, percebe-se que, enquanto os demais trabalhos se dedicam a determinadas medidas específicas para a estimativa do esforço cognitivo, o trabalho proposto é capaz de abrigar quaisquer tipos de medidas fisiológicas ou de desempenho capazes de serem inferidas por um sistema sensível ao contexto. Além disso, o objetivo do modelo proposto permite que a inferência do esforço cognitivo seja utilizada por diferentes domínios de aplicação, enquanto que os demais tem objetivos específicos.

Tabela 5.1 – Comparação entre esta dissertação e os demais trabalhos relacionados.

Trabalho	Estimativa do Esforço Cognitivo		SRK	Objetivo
	Medidas Fisiológicas	Medidas de Desempenho		
Zhang et al. (2013)	Eletrocardiograma, pressão sanguínea e respiração	-	-	Automação adaptativa
Solovey et al. (2014)	Taxa cardíaca e condutância da pele	Dados de sensores no veículo	-	Ajuste de interface
Maier et al. (2014)	Monitoramento do cérebro	-	-	Avaliação de técnica
Rantanen e Levinthal (2005)	-	Relação entre tempo utilizado e disponível	-	Avaliação de técnica
Hertzum e Holmegaard (2013)	-	Proporção entre tempo percebido e do relógio	-	Avaliação de técnica
Patten et al. (2006)	-	Tempo de reação e taxa de falhas	Classificação de desempenho	Diferenças nos esforços cognitivos de atividades
Lin et al. (2014)	-	Relação entre tempo utilizado e estimado	Classificação de tarefas	Diferenças nos esforços cognitivos de atividades
Woodcock (2014)	-	Observação das demandas de cada tarefa	Classificação de tarefas	Diretrizes para interfaces
Esta dissertação	Qualquer informação/dado capaz de ser inferido por um sistema sensível ao contexto	Classificação de comportamento	Inferência do esforço cognitivo em tempo real	

5.2.1 Exemplo de funcionamento do modelo

A figura 5.5 exemplifica a maneira com a qual o modelo proposto (Figura 5.3) funciona. Todos os valores apresentados nesta figura foram determinados apenas com propósitos ilustrativos e não são baseados em valores reais.

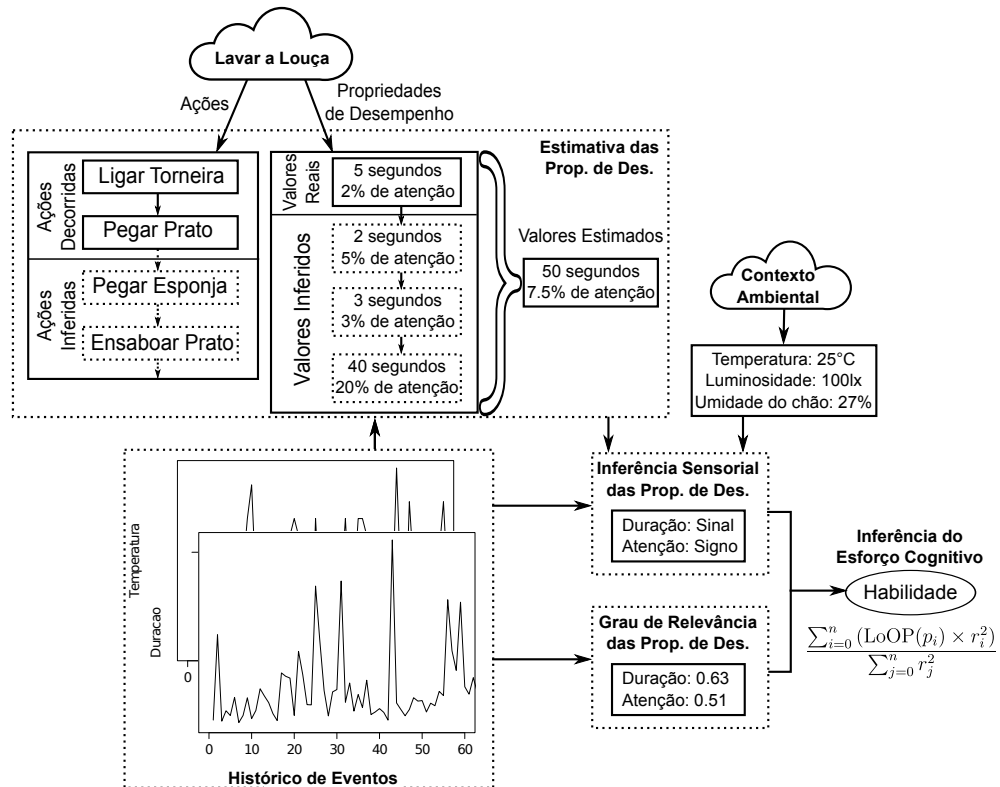


Figura 5.5 – Exemplo de funcionamento do modelo proposto para a atividade *lavar a louça*. Fonte: do autor.

O componente *Classificador SRK* da arquitetura proposta no Activity Project (Capítulo 4) recebe do componente *Gerência de Atividades* informações relacionadas à atividade atual do usuário. Na figura 5.5, a atividade atual do usuário é *lavar a louça*, a qual é composta das ações: ligar torneira, pegar prato, pegar esponja e ensaboar prato. No exemplo, a única ação detectada que terminou de ser executada foi *ligar a torneira*. A ação *pegar prato* foi detectada porém ainda não foi finalizada. Já as ações *pegar esponja* e *ensaboar prato* foram inferidas pelo componente *Gerência de Atividades* como sendo as ações mais prováveis de acontecer em seguida. Com isso, o modelo deve verificar os valores das propriedades de desempenho para tais ações. Como a única ação que começou e terminou foi *ligar torneira*, ela é a única que tem os valores reais das propriedades de desempenho atribuídos (duração de 5 segundos com 2% de atenção utilizada). Os valores das propriedades de desempenho das outras ações foram inferidos pelo componente *Estimativa das Propriedades de Desempenho* do modelo proposto

(Figura 5.3), a partir de informações contidas no histórico de eventos. Assim, após a inferência destes valores para cada ação, uma função de agregação para cada propriedade de desempenho é utilizada de forma a obter um valor total para a atividade em si, ou seja, aqui são determinados os valores das propriedades de desempenho para a atividade *lavar a louça*: para a duração, a função de agregação correspondeu à adição dos valores, resultando na estimativa de duração de 50 segundos para a atividade; já para a atenção, a função de agregação correspondeu à média dos valores, resultando na estimativa de utilização de 10% da atenção para desempenho da atividade.

A partir dos valores estimados para as propriedades de desempenho e juntamente com os valores do contexto ambiental relevante (representando a condição ambiental atual), o componente *Inferência Sensorial das Propriedades de Desempenho* determina para cada propriedade como elas indicam que o usuário está sensoriando o ambiente. Assim, com os valores obtidos através da técnica LoOP, observou-se que a duração do usuário está dentro de seus valores usuais, resultando em um indicativo de sensoriamento do tipo sinal. Já os valores obtidos através do LoOP para a atenção não estão completamente conformes aos seus valores usuais, de forma que resultaram em um indicativo de sensoriamento do tipo signo. Isso significa que a atenção teve valor diferente do esperado para a condição ambiental em que o usuário se encontrava, conforme explanado na Seção 5.1.

Por fim, analisando o histórico de eventos, mediu-se o grau de relevância de cada propriedade de desempenho, resultando em uma relevância de 0.63 para a *duração* e de 0.51 para a *atenção*, cujos valores são utilizados na equação 5.1 para a inferência do esforço cognitivo. Neste caso, o valor resultante indicou um CBH, este valor e sua classificação são, então, passados para o componente *Analisador de Risco* do Activity Project.

5.3 Estudo de caso

Para testar o modelo proposto, foi utilizado o *dataset* Aruba (COOK, 2011). Ele foi escolhido por estar anotado com o nome das atividades realizadas, quando elas começam e terminam e por ter ao menos um dado relacionado ao contexto ambiental (temperatura). O começo e fim anotado para cada atividade permitiu determinar o tempo de duração para cada uma, ou seja, foi possível definir ao menos uma propriedade de desempenho. Não foram encontrados outros *datasets* com características que permitissem determinar alguma propriedade de desempenho e de contexto ao mesmo tempo.

A construção deste *dataset* decorreu a partir de dados capturados de sensores de movimento, sensores binários e sensores de temperatura que se encontravam em uma casa com a presença de um habitante adulto. A partir destes dados capturados, os autores do *dataset* detectaram as seguintes atividades: preparar refeição (1606 entradas), relaxar (2910), trabalhar (171), dormir (401), lavar a louça (65), ir da cama ao banheiro (157), entrar em casa (431), sair de casa (431), arrumar a casa (33) e *resperate* (6).

Desta forma, as próximas subsecções abordam questões específicas do modelo nos testes apresentados. Vale notar que não foram encontrados *datasets* públicos e anotados que tratem da detecção de atividades complexas a partir de sub-atividades (ou ações, segundo a Teoria da Atividade). Por isso, não foi possível a realização de testes do componente *estimativa para propriedades de desempenho*.

5.3.1 Inferência sensorial das propriedades de desempenho

Neste trabalho, as propriedades de desempenho são utilizadas para determinar como é o desempenho de um usuário ao executar uma atividade a partir do conceito de *sensoriamento* do modelo SRK. Isto é, cada propriedade de desempenho é utilizada como indício do modo como o usuário está sensoriando o ambiente (sinal, signo ou símbolo), para que se possa determinar o nível de planejamento consciente que determinada atividade exige dele. De maneira prática, isto resulta em determinar o quão díspares os valores da propriedade de desempenho estão considerando seus valores usuais para uma condição ambiental.

Na figura 5.6 é apresentado o relacionamento da propriedade de desempenho *duração* com a condição ambiental composta apenas pela propriedade de contexto *temperatura*, para a atividade *preparar refeição*. Os círculos ao redor de determinados pontos (adicionados para fins de exemplificação) representam o valor obtido do LoOP para o ponto em questão, onde quanto maior o círculo, maior a probabilidade de se tratar de um outlier. Assim, valores próximos a 1.0 indicam sensoriamento do tipo *símbolo* que, por sua vez, indicam que o usuário não realizou sua tarefa de forma normal e, assim, considera-se que seu planejamento consciente foi elevado.

Um ponto interessante presente na figura 5.6, diz respeito aos pontos mais a direita do gráfico, onde valores elevados para a temperatura foram encontrados durante o desempenho da atividade *preparar refeição*. Observa-se que a técnica LoOP apresenta valores em acórdância com o que foi apresentado na Seção 5.1 para o problema de não se saber a priori qual é o comportamento usual do usuário para uma condição ambiental que nunca ocorreu anteriormente.

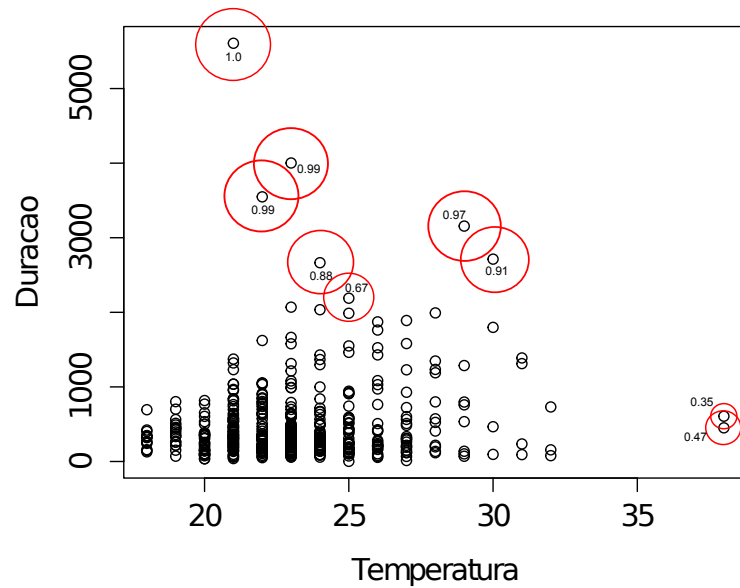


Figura 5.6 – Exemplo de relação entre valores do contexto ambiental (temperatura) e da propriedade de desempenho *duração* para a atividade *preparar refeição*. Fonte: do autor.

Isto é, os valores obtidos indicam um comportamento não usual apenas por ser uma condição ambiental nova e o quão próximos de 1.0 estes valores devem ser depende da distância em que os pontos díspares estão dos outros. Desse modo, condições ambientais adversas (por exemplo, umidade alta devido ao chão molhado) terão valores mais próximos a 1.0 por estarem distantes das condições ambientais usuais para o usuário enquanto realiza determinada atividade. Vale lembrar que, quando uma condição ambiental ocorre muitas vezes, os valores obtidos pelo LoOP serão mais próximos de 0.0 caso o usuário esteja com as propriedades de desempenho dentro dos valores normais para tal condição ambiental. Isto está diretamente relacionado ao modelo SRK, o qual afirma que quanto mais vezes uma atividade é realizada em determinado ambiente, menor o planejamento consciente exigido para a sua execução.

5.3.2 Grau de relevância

Como mencionado anteriormente, cada propriedade de desempenho pode ter uma relevância maior ou menor dependendo da atividade que está sendo realizada. Desta forma, na figura 5.7 é possível observar a correlação entre os valores do LoOP, obtidos considerando a duração da atividade e a temperatura como contexto ambiental, e da duração (em segundos) da atividade *preparar refeição*. Tal correlação representa a relevância da duração para a atividade *preparar refeição*.

Utiliza-se a correlação entre os valores históricos da propriedade de desempenho e do

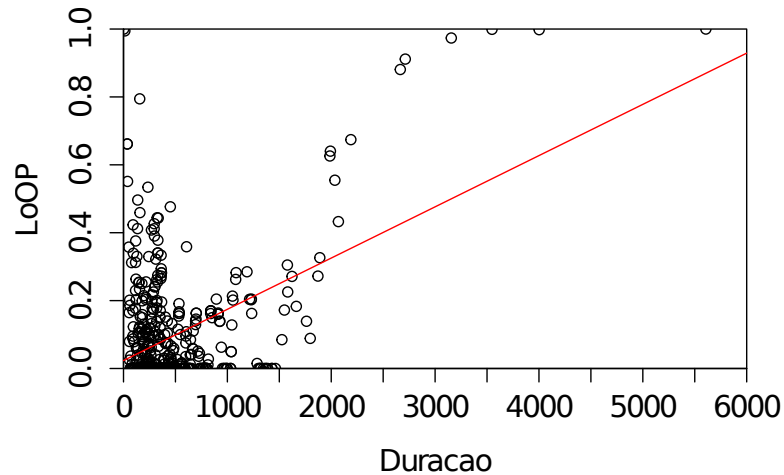


Figura 5.7 – Exemplo de relação entre valores do LoOP e da propriedade de desempenho *duração* para a atividade *preparar refeição*. Fonte: do autor.

LoOP, que considera o valor da própria propriedade de desempenho, pois a força desta correlação representa o quão "importante" (ou relevante) foram os valores da propriedade de desempenho para a geração dos valores advindos do LoOP. No caso da figura 5.7, a força da correlação é 0.21, ou seja, a relevância da duração para o desempenho do usuário durante a realização da atividade *preparar refeição* é de 0.21. Como a força de uma correlação varia entre $[0, 1]$, sendo 0 nenhuma correlação e 1 correlação total, pode-se dizer que a duração da atividade *preparar refeição* pouco influencia em seu desempenho.

5.3.3 Resultados obtidos

Na tabela 5.2 são apresentados as últimas 10 entradas no *dataset* e seus valores correspondentes. Como este *dataset* permite a utilização de apenas uma propriedade de desempenho, os valores inferidos do esforço cognitivo a partir da equação 5.1 sempre serão idênticos ao valor do LoOP independente do valor da relevância da propriedade.

O comportamento foi classificado como CBH, CBR e CBC a partir de uma escolha arbitrária de limiares, porém obedecendo a analogia com o modelo SRK comentada na Seção 5.2. Assim, valores até 0.25 são considerados CBH, de 0.26 até 0.75 CBR e de 0.76 a 1.0 CBC. Entende-se que é necessário uma métrica adaptativa para a escolha destes valores, porém tal métrica não é abordada por esta dissertação.

Com isso, pode-se perceber que em apenas dois casos o comportamento do usuário não foi CBH, sendo que em tais casos o comportamento foi considerado CBR. No primeiro, para a atividade *preparar refeição*, o valor obtido ficou próximo do limiar para ser CBH; já no

segundo, para a atividade *relaxar*, a distância para este limiar foi um pouco maior, isto pois a duração da atividade foi maior do que na maioria dos casos (8198 segundos, sendo que a média é 2092 segundos).

Além disso, percebe-se, também, que os valores da relevância da *duração* das atividades não é muito significativo. Isto é compreendido ao entender-se que, de fato, a duração destas atividades em específico não é a propriedade de desempenho ideal, porém é a única disponível.

Por fim, as classificações e os valores inferidos para o esforço cognitivo seriam passados à camada *Analizador de Risco* do Activity Project. Assim, torna-se possível que o Activity Project considere o esforço cognitivo utilizado durante a execução de atividades para realizar a análise dos riscos envolvidos.

Tabela 5.2 – Últimas 10 entradas no *dataset* e seus valores correspondentes.

Atividade	Temp. (em C)	Dur. (em seg.)	Relevância	LoOP (Esforço Cognitivo)	SRK
Relaxar	26.25	1292	0.322	0.231	CBH
Trabalhar	24.75	196	0.481	0.000	CBH
Preparar Refeição	25.50	74	0.316	0.000	CBH
Preparar Refeição	26.00	283	0.316	0.000	CBH
Preparar Refeição	28.00	217	0.317	0.307	CBR
Relaxar	26.50	989	0.322	0.000	CBH
Relaxar	26.25	8198	0.323	0.493	CBR
Relaxar	26.00	1590	0.334	0.104	CBH
Relaxar	26.25	2769	0.334	0.000	CBH
Dormir	23.75	6461	0.000	0.029	CBH

5.3.4 Análise dos resultados

Ao analisar os resultados obtidos, pode-se perceber que o modelo se adequa aos preceitos apresentados na Seção 5.1. Inclusive, pode-se observar pela figura 5.6 que os valores do LoOP para os pontos mais a direita do gráfico não são próximos a 1.0, o que indica que ali está começando a ser formado um novo agrupamento e, assim, quanto mais vezes pontos ocorrerem naquela região, menores serão os valores obtidos através do LoOP. Assim, entende-se que a inferência do esforço cognitivo é possível de ser feita. Isto se deve ao fato de que sistemas sensíveis ao contexto são capazes de capturar informações sobre o indivíduo e o ambiente que podem ser utilizadas para medir o nível de planejamento consciente da pessoa através da relação que o esforço cognitivo tem com o desempenho exercido.

Com relação à determinação do grau de relevância, os resultados apresentaram valores

satisfatórios. Isto fica evidente ao analisarmos o caso em que a relevância da propriedade de desempenho *duração* é aproximadamente 0.0. Na figura 5.8, é possível perceber que a força da correlação entre o LoOP e a duração para a atividade *dormir* é baixa, apenas 0.014 (representada pela linha quase horizontal). Assim, o grau de relevância da propriedade de desempenho *duração* deve ser baixo. Isto é perceptível ao notar-se que há muita variação nos valores da duração para pouca variação nos valores do LoOP, o que denota pouca importância no valor da duração para o valor obtido através do LoOP.

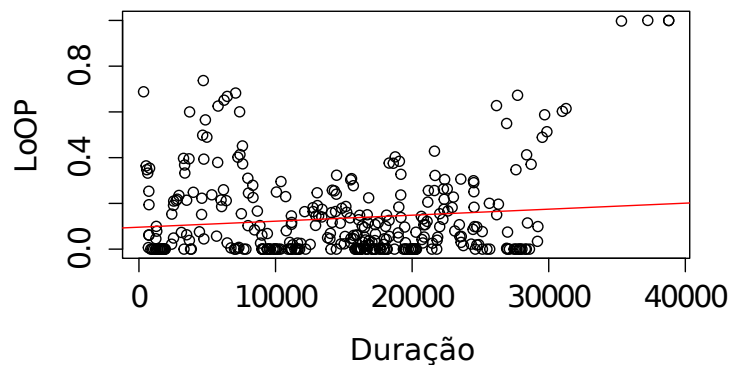


Figura 5.8 – Grau de relevância da propriedade de desempenho *duração* para a atividade *dormir*. Fonte: do autor.

Na figura 5.9, é possível observar a evolução da duração e dos respectivos valores do LoOP através de uma linha temporal para a atividade *dormir* (os valores do LoOP foram gerados a partir da duração e temperatura). Nesta figura, fica evidente a pouca relevância da duração, pois seus valores são muito variáveis e os valores do LoOP não seguem esta mesma variação, de modo que com o passar do tempo, os valores do LoOP são cada vez mais próximos a zero. Teoricamente, e não considerando a relevância da propriedade de desempenho, isto significaria que o usuário está cada vez mais apto a realizar a atividade por estar mais familiar a ela. Porém, como a duração, para o sistema, não é relevante, o fato de os valores do LoOP serem cada vez mais próximos a zero é um indicativo de que o histórico de eventos do sistema contém uma alta gama dos valores da propriedade de desempenho para cada condição ambiental diferente (neste caso, para cada temperatura diferente registrada, como visto na figura 5.10). Assim, a duração pode ter uma alta variação, mas o LoOP vai seguir sempre baixo, caracterizando a pouca relevância.

A duração para a atividade relaxar tem uma relevância ($r^2 = 0.332$) maior que para a atividade dormir ($r^2 = 0.014$). Para fins de comparação, a figura 5.11 apresenta o comportamento dos valores do LoOP na forma de linha temporal. Percebe-se que, quando a duração está dentro de uma determinada faixa de valores (aproximadamente entre 0 e 5000), o LoOP tem

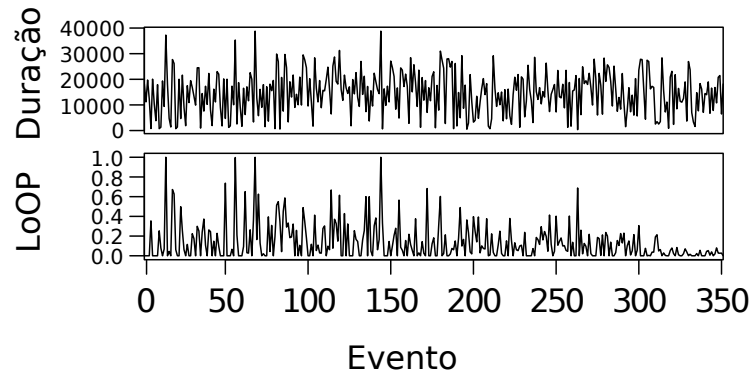


Figura 5.9 – Linha temporal para a duração e os respectivos valores do LoOP da atividade *dormir*. Fonte: do autor.

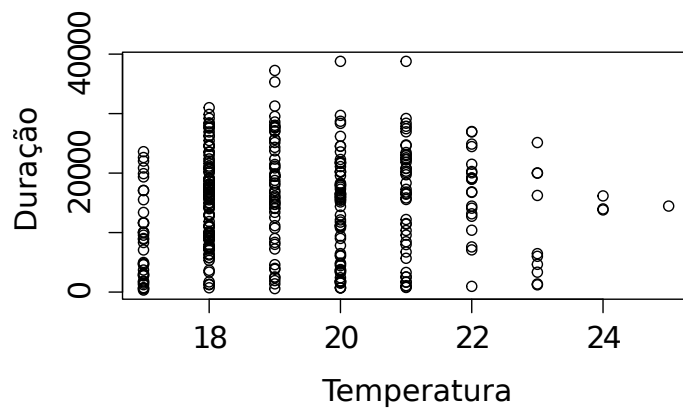


Figura 5.10 – Relação entre a temperatura e a duração da atividade *dormir*. Fonte: do autor.

valores próximos a zero. Isto é, o comportamento do LoOP segue mais o padrão da duração para a atividade relaxar do que para a atividade dormir, por isso sua relevância é maior.

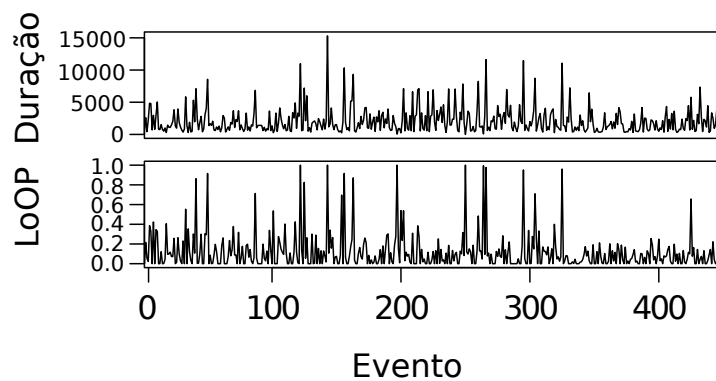


Figura 5.11 – Linha temporal para a duração e os respectivos valores do LoOP da atividade *relaxar*. Fonte: do autor.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta dissertação apresentou um modelo para a inferência e classificação do esforço cognitivo despendido por uma pessoa durante a realização de uma atividade e está no âmbito do projeto Activity Project, o qual visa a detecção e análise de situações de risco em atividades humanas. O esforço cognitivo é importante para a análise de riscos, pois ele determina o nível da habilidade da pessoa em processar informações, reagir ao seus arredores e tomar decisões, os quais são cruciais para um desempenho adequado e, assim, com menor possibilidade de que a pessoa se acidente. O modelo foi desenvolvido a partir de conceitos sobre comportamento e cognição humana advindos de modelos da psicologia, como o modelo de recursos limitados, a arquitetura cognitiva humana e o modelo habilidade-regra-conhecimento (SRK). Desta forma, o cenário fim desta dissertação diz respeito a um ambiente onde conceitos de computação ubíqua estejam compreendidos, de forma a permitir que as análises sobre as atividades humanas sejam realizadas em tempo real.

A maneira utilizada no modelo proposto para estimar o esforço cognitivo baseou-se no tipo de técnica relacionada à medição de tarefa primária, isto é, a medição direta do desempenho do usuário ao realizar determinada atividade. Assim, esta medição é feita pelo modelo a partir de propriedades de desempenho e de contexto (condição ambiental) que são capturadas por sensores e tratadas pela arquitetura do Activity Project. O que determina o nível do desempenho é o quão díspares tais propriedades estão de seus valores usuais, desta forma utilizou-se a técnica de detecção de outliers LoOP com o objetivo de determinar tais disparidades. Considerando os resultados apresentados no estudo de caso, percebe-se que é possível realizar a inferência do esforço cognitivo em um ambiente ubíquo a partir da medida do desempenho associado.

Contribuições derivadas desta dissertação estão relacionadas à compreensão do que é o esforço cognitivo e como ele está relacionado ao desempenho do usuário; ao modo de como um esforço cognitivo pode ser mensurado a partir de um sistema sensível ao contexto; à definição da arquitetura do *middleware* do Activity Project e qual a relação do esforço cognitivo ao risco em atividades; ao modelo proposto como uma abordagem para a estimativa/inferência e classificação do esforço cognitivo, o qual realiza a atribuição de um valor ao esforço cognitivo empenhado; e, por fim, aos artigos relacionados a este trabalho que foram publicados.

6.1 Trabalhos futuros

Algumas melhorias e testes ainda podem ser realizados no trabalho proposto. Sendo assim, segue uma lista com possíveis trabalhos futuros:

1. mensuramento do tempo de execução dos algoritmos, em especial o LoOP, para analisar a viabilidade de utilização do sistema de forma prática e em tempo real;
2. realizar o teste do componente estimativa das propriedades de desempenho;
3. esquematizar o componente de estimativa das propriedades de desempenho de modo a considerar diferentes fatores que podem ser relevantes para a inferência dos valores como, por exemplo, os padrões do usuário em determinadas horas do dia;
4. realizar testes em um *dataset* que tenha um maior número de propriedades de desempenho e contexto, além de propriedades de desempenho relacionadas ao contexto mental;
5. identificar uma janela de tempo adequada para que o sistema considere apenas os valores recentes para que ele possa se adaptar mais adequadamente a mudanças de comportamento do usuário;
6. criar um algoritmo adaptativo que ajuste os limiares do valor inferido do esforço cognitivo para a classificação do nível de comportamento do usuário.

6.2 Publicações

Abaixo segue uma lista com os artigos relacionados a esta dissertação que foram publicados:

1. Del Fabro Neto, A., Boufleuer, R., Romero de Azevedo, B., Augustin, I., Lima, J. C. D., e C. Rocha, C. (2013). *Towards a middleware to infer the risk level of an activity in context-aware environments using the srk model*. UBICOMM 2013, The Seventh International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies, páginas 38–42.
 - Qualis: B3.

2. Romero de Azevedo, B., Del Fabro Neto, A., Boufleuer, R., Augustin, I. e Lima, J. C. D. (2014). *Modelo para classificação do esforço cognitivo de atividades humanas em um sistema sensível ao contexto*. SBCUP - VI Simpósio Brasileiro de Computação Ubíqua e Pervasiva.
 - Qualis: B5;
 - Escolhido como um dos melhores artigos do evento.

3. Del Fabro Neto, A., Boufleuer, R., Romero de Azevedo, B., Augustin, I., Lima, J. C. D., e Pasin, M. *An approach based on activity theory and the SRK model for risk and performance evaluation of human activities in a context-aware middleware*. In : Proceedings of the 13th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia. ACM, 2014. p. 40-47. <http://dx.doi.org/10.1145/2677972.2677982>
 - Qualis: B2.

4. Romero de Azevedo, B., Del Fabro Neto, A., Boufleuer, R., Augustin, I. e Lima, J. C. D. (2015). *Classification model for the cognitive workload of human activity in a context-aware system*. Journal of Applied Computing Research, ISSN: 2236-8434. <http://dx.doi.org/10.4013/jacr.2014.41.02>
 - Qualis: B5.

Demais artigos publicados:

1. Boufleuer, R., Romero de Azevedo, B., Del Fabro Neto, A., Lima, J. C. D., Augustin, I., Carlesso, R., Petry, M. T. *Desenvolvimento de um medidor de umidade e pluviometria baseado em uma arquitetura de sensoriamento remoto sensível ao contexto para agricultura de precisão*. In: VI Simpósio Brasileiro de Computação Ubíqua e Pervasiva, 2014, 14. p. 858-867.
 - Qualis: B5;

2. Boufleuer, R., Del Fabro Neto, A., Romero de Azevedo, B., Lima, J. C. D., Augustin, Petry, M. T. I., Carlesso, R., Basso, L. J., Haubert, D. I. *Evaluation of a Remote Sensing Architecture for Precision Irrigation Using Open Hardware Technologies*. In: The 2015 International Conference on Wireless Networks, 2015.

- Qualis: B2;

3. Del Fabro Neto, A., Romero de Azevedo, B., Boufleuer, R., Lima, J. C. D., Augustin. *Model for Action Prediction and Inference of Risk Situation in Smart Environments*. In: The 2015 International Conference on Wireless Networks, 2015.

- Qualis: B2;

4. Del Fabro Neto, A., Romero de Azevedo, B., Boufleuer, R., Lima, J. C. D., Augustin, I. *Modelo para predição de ações e inferência de situações de risco em ambientes sensíveis ao contexto*. In: 7º SBCUP - Simpósio Brasileiro de Computação Ubíqua e Pervasiva, 2015.

- Qualis: B5;

- Best paper.

REFERÊNCIAS

- ABOWD, G. D. et al. Towards a better understanding of context and context-awareness. **Handheld and ubiquitous computing**, [S.l.], p.304–307, 1999.
- ABOWD, G. D.; MYNATT, E. D. Charting past, present, and future research in ubiquitous computing. **ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)**, [S.l.], v.7, n.1, p.29–58, 2000.
- BALDAUF, M.; DUSTDAR, S.; ROSENBERG, F. A survey on context-aware systems. **International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing**, [S.l.], v.2, n.4, p.263–277, 2007.
- BARDZELL, J.; BARDZELL, S. A great and troubling beauty: cognitive speculation and ubiquitous computing. **Personal and ubiquitous computing**, [S.l.], v.18, n.4, p.779–794, 2013.
- BHANDERI, D. J.; CHOUDHARY, S. A study of occurrence of domestic accidents in semi-urban community. **Indian journal of community medicine: official publication of Indian Association of Preventive & Social Medicine**, [S.l.], v.33, n.2, p.104, 2008.
- BOFF, K. R.; KAUFMAN, L.; THOMAS, J. P. **Handbook of Perception and Human Performance. Volume 2. Cognitive Processes and Performance**. [S.l.]: DTIC Document, 1994.
- BREUNIG, M. M. et al. LOF: identifying density-based local outliers. In: ACM INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT OF DATA (SIGMOD). **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2000. v.29, n.2, p.93–104.
- CHOI, H.-H.; MERRIËNBOER, J. J. van; PAAS, F. Effects of the physical environment on cognitive load and learning: towards a new model of cognitive load. **Educational Psychology Review**, [S.l.], v.26, n.2, p.225–244, 2014.
- COOK, D. Learning setting-generalized activity models for smart spaces. **IEEE Intelligent Systems**, [S.l.], 2011.
- CRAVEN, P. L. et al. Cognitive workload gauge development: comparison of real-time classification methods. **Foundations of Augmented Cognition**, [S.l.], p.75–84, 2007.

- DEL FABRO NETO, A. et al. Modelo para predição de ações e inferência de situações de risco em ambientes sensíveis ao contexto. In: XXXV CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE COMPUTAÇÃO. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p.81–90.
- DERAKSHAN, N.; EYSENCK, M. W. Anxiety, processing efficiency, and cognitive performance. **European Psychologist**, [S.l.], v.14, n.2, p.168–176, 2009.
- DEY, A. K. **Providing architectural support for building context-aware applications**. 2000. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Georgia Institute of Technology, 2000.
- EYSENCK, M. W. et al. Anxiety and cognitive performance: attentional control theory. **Emotion**, [S.l.], v.7, n.2, p.336, 2007.
- GRAY, R. Attending to the execution of a complex sensorimotor skill: expertise differences, choking, and slumps. **Journal of Experimental Psychology: Applied**, [S.l.], v.10, n.1, p.42, 2004.
- HART, S. G. NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later. In: HUMAN FACTORS AND ERGONOMICS SOCIETY ANNUAL MEETING. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2006. v.50, n.9, p.904–908.
- HART, S. G.; STAVELAND, L. E. Development of NASA-TLX (Task Load Index): results of empirical and theoretical research. **Advances in psychology**, [S.l.], v.52, p.139–183, 1988.
- HAWKINS, D. M. **Identification of outliers**. [S.l.]: Springer, 1980. v.11.
- HERTZUM, M.; HOLMEGAARD, K. D. Perceived time as a measure of mental workload: effects of time constraints and task success. **International Journal of Human-Computer Interaction**, [S.l.], v.29, n.1, p.26–39, 2013.
- KATZ, S. et al. Studies of illness in the aged: the index of adl: a standardized measure of biological and psychosocial function. **Jama**, [S.l.], v.185, n.12, p.914–919, 1963.
- KOFOD-PETERSEN, A.; CASSENS, J. Using activity theory to model context awareness. In: **Modeling and Retrieval of Context**. [S.l.]: Springer, 2006. p.1–17.
- KRIEGEL, H.-P. et al. LoOP: local outlier probabilities. In: ACM CONFERENCE ON INFORMATION AND KNOWLEDGE MANAGEMENT, 18. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2009. p.1649–1652.

KUUTTI, K. Activity theory as a potential framework for human-computer interaction research. In: OF THE 18TH . **Anais...** [S.l.: s.n.], 1996. p.17–44.

LIN, C. J. et al. Applying the Skill-Rule-Knowledge Framework to Understanding Operators' Behaviors and Workload in Advanced Main Control Rooms. **Nuclear Engineering and Design**, [S.l.], v.270, p.176–184, 2014.

LINDBLOM, J.; THORVALD, P. Towards a framework for reducing cognitive load in manufacturing personnel. **Advances in Cognitive Engineering and Neuroergonomics**, [S.l.], v.11, p.233, 2014.

MAIOR, H. A. et al. Continuous Detection of Workload Overload: an fnirs approach. In: CONTEMPORARY ERGONOMICS AND HUMAN FACTORS 2014: PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ERGONOMICS & HUMAN FACTORS 2014. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014. p.450.

MIKALSEN, M.; KOFOD-PETERSEN, A. Representing and reasoning about context in a mobile environment. **Modeling and Retrieval of Context**, [S.l.], p.25–35, 2004.

MUBASHIR, M.; SHAO, L.; SEED, L. A survey on fall detection: principles and approaches. **Neurocomputing**, [S.l.], v.100, p.144–152, 2013.

MUHLBAUER, A.; ZELINSKY, T.; KANHERE, S. S. Platform zero: a step closer to ubiquitous computing. **Concurrency and Computation: Practice and Experience**, [S.l.], 2014.

O'DONNELL R.D. & EGGEMEIER, F. Workload assessment methodology. In: BOFF, K.; KAUFMAN, L.; THOMAS, J. (Ed.). **Handbook of perception and human performance**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1986. v.2, p.42/1–42/49.

PAAS, F. et al. Cognitive load measurement as a means to advance cognitive load theory. **Educational psychologist**, [S.l.], v.38, n.1, p.63–71, 2003.

PANATTO, D. et al. Survey of domestic accidents in the elderly in the Province of Genoa (northern Italy). **J Prev Med Hyg**, [S.l.], v.50, n.1, p.53–7, 2009.

PATTEN, C. J. et al. Driver experience and cognitive workload in different traffic environments. **Accident Analysis & Prevention**, [S.l.], v.38, n.5, p.887–894, 2006.

PERERA, C. et al. Context aware computing for the internet of things: a survey. **Communications Surveys & Tutorials, IEEE**, [S.l.], v.16, n.1, p.414–454, 2013.

RANTANEN, E. M.; LEVINTHAL, B. R. Time-based modeling of human performance. In: HUMAN FACTORS AND ERGONOMICS SOCIETY ANNUAL MEETING. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2005. v.49, n.12, p.1200–1204.

RASMUSSEN, J. Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models. **Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on**, [S.l.], n.3, p.257–266, 1983.

ROBERT, G.; HOCKEY, J. Compensatory control in the regulation of human performance under stress and high workload: a cognitive-energetical framework. **Biological psychology**, [S.l.], v.45, n.1, p.73–93, 1997.

ROUSSOS, G. Ubiquitous Computing for Electronic Business. **Ubiquitous and Pervasive Commerce: New Frontiers for Electronic Business**, [S.l.], p.1–12, 2006.

SOLOVEY, E. T. et al. Classifying driver workload using physiological and driving performance data: two field studies. **Proceedings of the 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems**, [S.l.], p.4057–4066, 2014.

SWELLER, J. Human cognitive architecture. **Handbook of research on educational communications and technology**, [S.l.], p.369–381, 2007.

UJITA, H.; KAWANO, R.; YOSHIMURA, S. An approach for evaluating expert performance in emergency situations. **Reliability Engineering & System Safety**, [S.l.], v.47, n.3, p.163–173, 1995.

VICENTE, K. J.; RASMUSSEN, J. Ecological interface design: theoretical foundations. **Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on**, [S.l.], v.22, n.4, p.589–606, 1992.

WEISER, M. The computer for the 21st century. **Scientific american**, [S.l.], v.265, n.3, p.94–104, 1991.

WOODCOCK, K. Human factors and use of amusement ride control interfaces. **International Journal of Industrial Ergonomics**, [S.l.], v.44, n.1, p.99–106, 2014.

ZHANG, J.-H. et al. Predictive modeling of human operator cognitive state via sparse and robust support vector machines. **Cognitive neurodynamics**, [S.l.], v.7, n.5, p.395–407, 2013.