



Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática

Graduação em Engenharia da Computação

**Integrando a Aprendizagem de
Máquina à Internet das Coisas –
Desafios e Possibilidades do ponto
de vista da Experiência do Usuário**

Pedro Louback Castilho

Trabalho de Graduação

Recife
14 de julho de 2017

Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática

Pedro Louback Castilho

**Integrando a Aprendizagem de Máquina à Internet
das Coisas – Desafios e Possibilidades do ponto de
vista da Experiência do Usuário**

*Trabalho apresentado ao Programa de Graduação em
Engenharia da Computação do Centro de Informática
da Universidade Federal de Pernambuco como requisito
parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenha-
ria da Computação.*

Orientador: *Alex Sandro Gomes*
Co-orientador: *Cleber Zanchettin*

Recife
14 de julho de 2017

Agradecimentos

Agradeço a Julia por me lembrar de motivos para sorrir, até nos momentos mais difíceis;
A Sarah, por termos dividido as dores e dificuldades;
A Pedro, por sempre me lembrar para que é que criamos tecnologia;
E por último, mas não menos importante, a Alexandra Elbakyan, sem a qual este trabalho não existiria.

Resumo

Propomos que produtos de consumo futuros que comporão a Internet das Coisas estarão cada vez mais integrados a técnicas de Aprendizagem de Máquina. Realizamos uma análise ampla da literatura existente sobre a integração da Aprendizagem de Máquina com a Internet das Coisas e sobre a Experiência do Usuário para ambos os domínios, e verificamos que a falha na integração da preocupação com a Experiência do Usuário ao processo de desenvolvimento de dispositivos IoT leva a produtos cujo potencial não é totalmente realizado. Verificamos também que existe interesse crescente na integração da Experiência do Usuário à Internet das Coisas e à Aprendizagem de Máquina, e concluimos que pesquisa multidisciplinar integrando preocupações de Experiência de Usuário será essencial para a realização da Internet das Coisas.

Palavras-chave: Aprendizagem de Máquina, Internet das Coisas, Experiência do Usuário

Abstract

We propose that the consumer products which will compose the future Internet of Things will be ever more dependent on Machine Learning techniques. We perform a broad overview of existing literature regarding the integration of Machine Learning with the Internet of Things and about User Experience Design for both domains, and we verify that failing to integrate User Experience concerns into the development process for IoT devices leads to suboptimal products with unrealized potential. We also verify that there is growing interest in applying User Experience concepts to both Machine Learning and the Internet of Things, and we conclude that multidisciplinary research which integrates User Experience concerns will be essential to the realization of the Internet of Things.

Keywords: Machine Learning, Internet of Things, User Experience

Sumário

1	Introdução	1
2	Metodologia e estrutura	2
3	Definições	2
	3.1 Internet das Coisas	2
	3.2 Aprendizagem de Máquina	4
	3.3 Experiência do Usuário	5
4	Revisão da Literatura	6
	4.1 Aprendizagem de Máquina e Internet das Coisas	6
	4.2 Detecção de Atividades Humanas	6
	4.3 Aprendizagem de Máquina e processamento de dados em escala	8
	4.4 Aprendizagem de Máquina em outros contextos de IoT	9
	4.5 Experiência de Usuário e a Internet das Coisas	10
	4.6 Aprendizagem de Máquina e Experiência do Usuário	11
5	Discussão	13
6	Conclusão	13

1 Introdução

A Internet das Coisas é um paradigma de computação em que capacidades computacionais podem ser agregadas a objetos do dia-a-dia através de tecnologias de sensoriamento, comunicação, localização, identificação, processamento de dados e atuação direta sobre o ambiente. Através de tais capacidades, esses objetos tornam-se capazes de recolher, compartilhar e processar informação e de realizar tarefas sem a necessidade de intervenção humana explícita.[Che12][RGC⁺15][GBMP13][KHS10] Tais objetos podem ser utilizados para criar experiências de usuário ricas e diversas, ou para automatizar tarefas cotidianas repetitivas, difíceis ou tediosas.[KHS10] [FGEB15][NNG11][BRP⁺09]

Objetos com as capacidades citadas são denominados por Kortuem de Objetos Inteligentes [KKSF10]. Neste trabalho, iremos abordar Objetos Inteligentes e tecnologias que compõem produtos de consumo existentes, tecnologias que propomos que serão essenciais para o desenvolvimento de produtos de consumo futuros, e os desafios e possibilidades envolvidos em projetar a experiência de usuário de tais produtos. Em seu livro “Designing Connected Products: UX for the Consumer Internet of Things”, Rowland denomina a combinação de Objetos Inteligentes e serviços de software que os suportam, empacotados como um produto de consumo, de Produto Conectado.[RGC⁺15] Usaremos esta nomenclatura ao longo do resto deste trabalho.

Entre os principais desafios enfrentados no desenvolvimento de Produtos Conectados, estão o imenso volume de dados gerados por tais produtos [Che12][GBMP13][PZCG14][AAS13], a necessidade de configurar o sistema às necessidades do usuário,[AIM10], e a necessidade de prover uma experiência adequada ao contexto de uso do objeto sem que aspectos físicos do Objeto Inteligente sejam alterados, e sem que a funcionalidade do objeto deixe de ser reconhecível para seus usuários.[RGC⁺15][KHS10][PZCG14] Adicionalmente, é necessário que sejamos capazes de compreender e navegar efetivamente as novas interações providas pelos Objetos Inteligentes ao nosso redor. [ALN⁺16][KHS10][BRP⁺09]

Uma abordagem possível para a criação de Produtos Conectados capazes de enfrentar esses desafios é o uso de técnicas de Aprendizagem de Máquina, através das quais podem ser enfrentados simultaneamente o problema de extrair informação útil de uma grande quantidade de dados[ALNT14][FB13] e o problema de adaptar o comportamento do Produto Conectado ao contexto em que ele é utilizado.[RAS08][GBMP13] Todavia, a integração da Aprendizagem de Máquina ao Produto Conectado traz consigo seus próprios desafios, tanto em relação à integração da aprendizagem com as capacidades físicas do produto, quanto em relação à usabilidade do Produto Conectado resultante.[KHS10][YN13] Em especial, o uso da Aprendizagem de Máquina traz dificuldades para a integração do profissional de Experiência do Usuário ao processo de desenvolvimento do Produto Conectado[DHFZ17].

Através deste trabalho, buscamos demonstrar que o desenvolvimento futuro da Internet das Coisas estará intimamente ligado à evolução da Aprendizagem de Máquina, e que para que o potencial da Internet das Coisas seja plenamente realizado, os profissionais de Experiência do Usuário deverão adaptar-se a trabalhar nessa realidade, tanto para garantir a adoção dos Produtos Conectados quanto para moldar as interações em um

mundo de computação pervasiva.

2 Metodologia e estrutura

Este trabalho está dividido em três partes. Na primeira, iremos definir os conceitos fundamentais que serão usados ao longo do resto do trabalho. Os três principais conceitos a serem definidos em nossa argumentação são Internet das Coisas, Aprendizagem de Máquina, e Experiência de Usuário. Para definir esses temas, buscamos a literatura disponível nos repositórios digitais IEEEEXplore, ACM Digital Library, Elsevier ScienceDirect e Springer Link Computer Science por *surveys* das áreas em questão. Complementamos essa pesquisa com informações de livros introdutórios às áreas pesquisadas, de textos publicados por órgãos profissionais dedicados às áreas de estudo em questão, e com informações de artigos históricos publicados sobre as áreas em questão, referenciados em especial a partir das citações dos surveys buscados. As palavras-chaves utilizadas para encontrar os surveys utilizados em cada uma das seções foram, respectivamente, “Internet of Things”, “Machine Learning” e “User Experience”.

Na segunda parte, introduzimos a literatura pré-existente sobre correlações entre nossas três áreas de interesse. Subdividimos essa parte em seções sobre a aplicação de Aprendizagem de Máquina à Internet das Coisas, sobre a literatura existente sobre Experiência de Usuário para a Internet das Coisas, e o campo emergente de Experiência de Usuário para a Aprendizagem de Máquina. Essa parte foi elaborada a partir de pesquisa bibliográfica nos mesmos repositórios online já citados, focada em artigos publicados no período de 2009 a 2017. As palavras-chave utilizadas foram pares das palavras-chaves utilizadas na primeira seção. Adicionalmente, utilizamos a palavra-chave “Tangible Interaction” apenas para fins comparativos na subseção sobre Experiência de Usuário e Internet das Coisas.

Finalmente, a terceira parte discute os resultados obtidos através da pesquisa bibliográfica, e concluímos o texto com algumas previsões sobre o futuro da Internet das Coisas e sua relação futura com a Aprendizagem de Máquina e a Experiência do Usuário motivadas pelos resultados obtidos.

3 Definições

3.1 Internet das Coisas

“Internet das Coisas” (do inglês “Internet of Things”, comumente abreviado “IoT”) é um termo com múltiplas definições. Acredita-se que o uso do termo surgiu originalmente em referência a como tecnologias de identificação e sensoriamento dariam aos computadores independência de operadores humanos para a obtenção de dados sobre o mundo ao seu redor.[Ash11]

Atzori *et al.* estendem essa visão além da independência de entrada de dados humana e definem a Internet das Coisas a partir da presença, ao nosso redor, de *coisas* dotadas

de endereços de rede e capazes de interagirem entre si de forma colaborativa. [AIM10]

Essa visão da Internet das Coisas como sendo centrada na interação entre objetos sem a necessidade da iniciativa humana foi apoiada em um relatório da ONU em que é previsto que um passo essencial para a realização da Internet das Coisas será a atribuição cada vez maior de endereços de rede e capacidades comunicativas a *coisas* — tornando, eventualmente, o tráfego de rede entre humanos uma minoria absoluta do tráfego de rede global.[Bot09][TW10]

Por outro lado, de acordo com Gubbi *et al.*, a Internet das Coisas é um novo paradigma para a computação caracterizado por uma “incorporação” (“*embedding*”) de sistemas de informação e comunicação no ambiente ao nosso redor.[GBMP13]

Essa visão está fortemente relacionada com a ideia de Computação Ubíqua, em que a computação, ao invés de ser limitada a dispositivos especialmente desenvolvidos para tal fim, pode ocorrer utilizando qualquer dispositivo, em qualquer lugar, e em qualquer formato.[WGB99]

Finalmente, diversas definições da Internet das Coisas integram a ideia de comunicação interoperável à definição. Por exemplo, a União Internacional de Telecomunicações (ITU) define a Internet das Coisas como sendo “uma infra-estrutura global capaz de suportar serviços complexos através da interconexão de coisas físicas e virtuais utilizando (...) tecnologias interoperáveis de informação e comunicação”[ITU]

Assim, brevemente analisamos três das principais categorias de definições da Internet das Coisas: Definições centradas na comunicação objeto-objeto, definições centradas na ubiquidade, e definições centradas na interoperabilidade. Apesar da discordância existente nas definições referentes à Internet das Coisas, podemos, baseado nas definições citadas, chegar a algumas características comuns que a definem:

1. Dispositivos físicos e virtuais conectados, individualmente endereçáveis
2. Capazes de cooperar e compartilhar informações entre si
3. Utilizando tecnologias interoperáveis
4. Sem a necessidade de iniciativa humana para a obtenção e compartilhamento de informações
5. Formando uma infra-estrutura ubíqua de computação.

A escolha das características citadas é motivada por visões modernas das possibilidades de realização da Internet das Coisas, as quais rejeitam a ideia original de que os blocos fundamentais de construção da mesma possam ser meramente sistemas de identificação ou sensores: A Internet das Coisas deverá ser realizada através de objetos capazes de agir sobre o mundo ao seu redor.[AIM10][KKSF10]

Dispositivos dotados de todas ou algumas das capacidades supracitadas foram denominados por Kortuem de “objetos inteligentes”, e definidos como sendo os blocos fundamentais de construção da Internet das Coisas.[KKSF10] Um objeto conectado, junto a serviços de software que dão suporte à sua utilização, forma um Produto Conectado. [RGC⁺15]

Na segunda parte deste trabalho, iremos abordar novamente a Internet das Coisas, discutindo como a Aprendizagem de Máquina pode ser aplicada para criar Produtos Conectados que se adaptam melhor ao contexto de seus usuários, e como o Design de Experiência do Usuário pode ser utilizado para criar Produtos Conectados mais fáceis e agradáveis de usar.

3.2 Aprendizagem de Máquina

A Aprendizagem de Máquina é definida por Provost e Kohavi como sendo “O campo da ciência que concentra-se em algoritmos de indução.”. Em outros termos, a aprendizagem de máquina trata de técnicas algorítmicas para extrair algum tipo de *conhecimento* a partir de *dados*, onde tal conhecimento pode ser aplicado a instâncias de dados além das que foram utilizadas para gerá-lo (*generalizado*). Esse conhecimento gerado de forma algorítmica em geral é chamado de *modelo*. O processo de geração do modelo é chamado de *treinamento*. [KP98]

Em geral, a generalização de conhecimento executada pelo modelo toma a forma de um algoritmo capaz de, utilizando o modelo como referência, atribuir algum tipo de valor a novos dados do mesmo formato utilizado para o treinamento, mas que *não estavam presentes* no conjunto de dados de treinamento.[Bis06]

Técnicas de aprendizagem de máquina podem ser classificadas em vários eixos, e iremos elencar as classificações mais importantes para a compreensão do resto deste trabalho:

Uma técnica de aprendizagem de máquina pode ser *supervisionada*, *não-supervisionada* ou *semi-supervisionada*. Esse eixo de classificação se refere a como os dados para geração do modelo são providos ao sistema: Na aprendizagem supervisionada, cada ponto de dados fornecido como entrada ao sistema é provido acompanhado do valor de saída desejado. Tanto as entradas como as saídas são utilizadas na construção do modelo.[Bis06][FHT01]

Em técnicas *não-supervisionadas*, os dados de construção do modelo são providos *sem* os valores de saída desejados, e cabe ao algoritmo de aprendizagem de máquina definir como os dados devem ser analisados. A principal desvantagem da aprendizagem não-supervisionada em relação à aprendizagem supervisionada é que, como não há uma definição de quais resultados são “corretos” para cada ponto de dados, não é possível avaliar a precisão do modelo gerado a não ser utilizando valores para os quais a saída desejada já é conhecida – caso no qual pode ser mais recomendável utilizar um algoritmo de aprendizagem supervisionada.

Finalmente, técnicas *semi-supervisionadas* utilizam tanto dados com a saída desejada conhecida quanto dados com a saída desejada desconhecida. Nesse caso, o modelo tem duas fases de treinamento. O algoritmo em geral gera um modelo contendo suposições iniciais a partir dos dados com saída conhecida, e então utiliza os dados com saída desconhecida para ajustar essas suposições.[Zhu06] [CSZ10]

Existem ainda técnicas de Aprendizagem por Reforço, em que ao invés de apresentar pontos de dados ao sistema, o sistema é formulado como um ou mais *agentes* capazes de observar algum tipo de *ambiente*, agir sobre esse ambiente, e computar um *valor de recompensa* a partir dele. Nesse caso, o sistema aprende através do efeito de suas ações

sobre o ambiente: O valor de recompensa a cada ação é comparado com o valor máximo possível para o ambiente, gerando o que é denominado de *arrependimento*. O agente, então, busca selecionar, a cada passo, a ação que ele acredita que irá minimizar seu arrependimento. Nesse caso, o modelo do sistema informa a sua lógica de escolha de ações, e é atualizado a cada passo.[KLM96][SB98]

Nossa apresentação da aprendizagem de reforço nos apresenta um segundo eixo: Alguns algoritmos de aprendizagem de máquina recebem seus dados e constroem um modelo *antes* de serem utilizados na sua aplicação final, enquanto outros algoritmos aprendem seu modelo *durante* sua aplicação final e atualizam esse modelo continuamente (ou seja, não existe diferença entre treinamento e aplicação). O primeiro caso é denominado de aprendizagem de máquina *offline* ou *por lote* (Do inglês “batch”), e o segundo de aprendizagem de máquina *online*.[FRGBMR⁺13]

Na segunda parte deste trabalho, iremos retomar o tema da Aprendizagem de Máquina para discutir as aplicações da Aprendizagem de Máquina à Internet das Coisas, e abordar as possibilidades que o Design de Experiência do Usuário, tema da próxima seção, oferece à Aprendizagem de Máquina.

3.3 Experiência do Usuário

A Interaction Design Foundation[IDF] define a “Experiência do Usuário” como consistindo de eventos sensoriais e emocionais significativos encontrados pelo usuário durante o uso de uma tecnologia que *permanecem na memória do usuário* após o fim de sua interação com aquela tecnologia.[Has13]

Portanto, o *Design de Experiência do Usuário* (“User Experience Design”, comumente abreviado como “UX Design”) se refere à prática e às técnicas envolvidas no processo de deliberadamente projetar a Experiência do Usuário de um sistema interativo, e às práticas de avaliação e validação da Experiência do Usuário efetivamente criada pelo sistema.[Gar10][MW04][Nor13][AT13]

O projeto da Experiência do Usuário, portanto, compreende todos os aspectos do produto sendo desenvolvido que dialogam com o usuário, incluindo interfaces e modos de interação. Assim, o Design da Experiência do Usuário deve dialogar com as áreas de Design de Interação e Interação Humano-Computador, e frequentemente integrar práticas dessas áreas.[MW04][Nor13][Has13]

Como o Design da Experiência do Usuário tem por objetivo criar produtos cujo uso o usuário avalia positivamente, ou seja, produtos *utilizáveis* e *adequados ao seu propósito*, podemos concluir que, quando um produto é considerado difícil de utilizar, difícil de aprender a utilizar, ou inadequado ao seu propósito declarado por seus usuários, isso se deve a falhas no processo de UX Design do produto em questão.[Nor13][RGC⁺15]

As práticas de UX podem ser aplicadas por qualquer membro da equipe de desenvolvimento, não apenas um profissional especializado em UX Design.[Nor13] Todavia, é frequente que os UX designers que integram equipes de desenvolvimento de produtos computacionais possuam formação específica em Design de Experiência de Usuário, e não possuam formação técnica em disciplinas de Tecnologia da Informação.[DHFZ17]

Nas seções finais da segunda parte, iremos retomar o tema de Experiência do Usuário,

analisando suas interações com as técnicas de Aprendizagem de Máquina e as possibilidades de sua aplicação aos Produtos Conectados que formam a Internet das Coisas.

4 Revisão da Literatura

4.1 Aprendizagem de Máquina e Internet das Coisas

Na literatura analisada, os principais casos de uso da Aprendizagem de Máquina como um componente de sistemas IoT estão relacionados à Detecção de Atividades Humanas e ao processamento de dados gerados por redes de sensores. Analisaremos esses casos de uso para demonstrar que o uso de Aprendizagem de Máquina será inseparável da evolução futura da Internet das Coisas.

4.2 Detecção de Atividades Humanas

A Detecção de Atividades Humanas é definida por Rashidi como a capacidade de um sistema de compreender as atividades realizadas por seres humanos a partir de dados brutos de sensores. A Detecção de Atividades Humanas é considerada um componente essencial para sistemas ambientes que têm por objetivo melhorar a qualidade de vida de pessoas portadoras de diversos tipos de necessidades especiais, como pessoas idosas e portadoras de deficiências físicas, enquanto simultaneamente preservando sua independência. Esses sistemas são chamados coletivamente de sistemas de *Vida Assistida Pelo Ambiente* (“Ambient-Assisted Living”), e eles atingem seus objetivos através de dispositivos conectados que enquadram-se em nossa definição de “Internet das Coisas”. [RM13][QSA⁺15]

Tais aplicações são motivadas, por um lado pelo envelhecimento da população humana – estima-se que até 2050, o número de pessoas com 85 ou mais anos irá triplicar, atingindo cerca de 1.91 bilhão de indivíduos, com aumento correspondente da incidência de doenças correlacionadas com o envelhecimento. Pesquisas realizadas com a população idosa atual mostram que atenção contínua à saúde é importante para o envelhecimento saudável, mas que os indivíduos não desejam perder sua independência. É nesse contexto que a Vida Assistida pelo Ambiente é proposta para a população idosa. Resultados semelhantes aos obtidos para idosos são obtidos com a população portadora de deficiências motoras – os indivíduos portadores valorizam sua independência, implicando na utilidade de sistemas de vida assistida para eles – e portanto na importância do desenvolvimento das técnicas de Detecção de Atividades Humanas. [RM13][CCAY13][CSED15] [CCEF09]

De acordo com Kim, as técnicas de detecção de atividades humanas podem ser divididas em dois tipos: Técnicas de *reconhecimento de atividades* e técnicas de *descoberta de padrões de atividades*. O reconhecimento de atividades é baseado na ideia da construção prévia de um modelo de atividades, seguida da implementação de um sistema para detectar e reconhecer atividades de acordo com esse modelo. A descoberta de padrões de atividades é focada na descoberta de padrões desconhecidos de atividades a partir de dados de sensores. [KHC10] Podemos perceber o paralelo claro entre o reconhecimento de atividades e a Aprendizagem de Máquina supervisionada, e entre a descoberta de padrões

de atividades e a Aprendizagem de Máquina não-supervisionada. O uso de descoberta de padrões de atividades pode ser utilizado para a construção de um modelo de atividades, que será posteriormente, por sua vez, aplicado ao reconhecimento de atividades.

Ambas as classes de detecção de atividades podem ser utilizadas na implementação de tecnologias assistivas. Por exemplo, Cook propõe o uso de técnicas de descoberta de padrões de atividades para o reconhecimento de portadores de Mal de Parkinson, para que o ambiente possa identificar quais residentes necessitarão de maior assistência. No artigo, diversas atividades são realizadas por portadores e não-portadores de Mal de Parkinson, e diversos sensores instalados em um ambiente residencial analisam os padrões de realização das atividades. Assim, o estudo exemplifica a abordagem de gerar um modelo para o reconhecimento de atividades a partir de uma descoberta de padrões de atividades prévia. O trabalho inclui também uma comparação da performance de diversos algoritmos de Aprendizagem de Máquina supervisionados no reconhecimento de portadores de Mal de Parkinson utilizando o modelo gerado, demonstrando uma precisão de aproximadamente 60% na detecção.[CSED15]

Em contraposição a técnicas baseadas em sensores instalados em um ambiente residencial como a citada por Cook, podemos observar técnicas baseadas em sensores vestíveis. Por exemplo, Shan *et al.* propõem um sistema vestível que utiliza SVMs para detectar quedas antes do impacto, sob a justificativa que quedas no ambiente doméstico podem ser altamente perigosas para a população idosa.[SY10] Em um *survey* por Mubashir *et al.*, os autores identificam que soluções de detecção de queda podem chegar a 100% de precisão na identificação de quedas perigosas para o usuário em condições ideais, embora ainda seja necessário melhorar a consistência nos resultados.

Podemos concluir que soluções baseadas em Detecção de Atividades Humanas são de grande valor para idosos e portadores de deficiência. Além da extensa literatura sobre o uso de detecção de atividades humanas aplicada a essas populações, têm sido propostas técnicas voltadas ao cuidado de crianças.

Suzuki *et al.* propõem uma abordagem baseada em Redes Neurais, especificamente do tipo “Self-organizing map” (Treinado utilizando aprendizagem não-supervisionada) operando sobre dados de sensores vestíveis para detectar atividades de crianças em jardins-de-infância para facilitar o trabalho de cuidadores. O modelo resultante atinge uma precisão de mais de 90% ao determinar qual tipo de atividade física as crianças estão realizando. É notado que o sistema pode ser utilizado por cuidadores de qualquer espécie, incluindo pais e profissionais de cuidado infantil nos grupos demográficos interessados em soluções baseadas na Detecção de Atividades Humanas.[SMI⁺12]

O uso de técnicas de detecção de atividades humanas não é limitado ao uso em técnicas de Rotina Assistida pelo Ambiente, ou mesmo ao uso para cuidados com residentes da Residência Inteligente – A detecção de atividades humanas, quando aliada a técnicas de Visão Computacional, pode ser utilizada para reforçar a segurança do ambiente, através da análise do vídeo de câmeras de segurança. [AR11] Poppe *et al.* realizam um *survey* desse tipo de aplicação e determinam que ainda é um desafio realizar classificação de atividades humanas baseada em streams de vídeo quando as atividades a serem reconhecidas não são conhecidas com antecedência, e que ainda há dificuldades em realizar essa

classificação como método online. [Pop10]

Podemos concluir que as tecnologias de Detecção de Atividade Humana integradas a sistemas IoT são de interesse de uma grande diversidade de grupos demográficos, entre eles pessoas idosas e seus familiares, pessoas deficientes e seus familiares, pais e cuidadores de crianças, e donos de residências em zonas sob risco de assalto. Todavia, ainda é necessário um amadurecimento das técnicas de Aprendizagem de Máquina utilizadas para aplicações específicas, visto que para diversas aplicações, a precisão dos resultados ainda é abaixo do esperado para uma aplicação de mercado.

4.3 Aprendizagem de Máquina e processamento de dados em escala

Tecnologias de sensoriamento, computação e comunicação constituem uma parte significativa da Internet das Coisas. É esperado que o crescimento da Internet das Coisas leve a um aumento significativo na quantidade de dados sendo gerados e comunicados entre dispositivos diversos. A intensidade desse fluxo de dados será tal que técnicas tradicionais não serão suficientes para extrair conhecimento útil da informação produzida. [GBMP13][VJS⁺16] Uma quantidade tão grande de dados apresenta uma oportunidade significativa para a Aprendizagem de Máquina, visto que dados que nunca antes estiveram disponíveis em formato utilizável para tarefas de aprendizado estarão disponíveis nas redes IoT, na forma de comunicações entre dispositivos.

Tradicionalmente, dados são armazenados em alguma espécie de sistema para que, mais tarde, computações possam ser realizadas sobre esses dados. Todavia, com as quantidades imensas de dados sendo geradas, e a necessidade comum de respostas rápidas a pedidos em redes IoT, essa abordagem torna-se inviável. Em resposta a esse problema é proposto o uso do modelo de *processamento de eventos complexos*, em que ao invés de dados serem armazenados em um nó da rede e posteriormente computações serem executadas, a computação relevante é armazenada no nó da rede, e cada nova transmissão recebida pelo nó é agregada ao resultado da computação.[CM12] O processamento de eventos complexos não é, por si só, uma técnica de Aprendizagem de Máquina, mas a infra-estrutura de processamento de dados criada por ele facilita a implementação de algoritmos de Aprendizagem de Máquina sobre os dados extraídos da rede, como veremos nas técnicas apresentadas a seguir.

Vukobratovic *et al.* propõem que, para explorar efetivamente a nova abundância de dados, a própria arquitetura das redes de computação deve compreender nós de rede capazes de computar funções sobre os dados à medida que estes são recebidos, e de transmitir esses dados para outros nós, realizando efetivamente o processamento de efeitos complexos proposto por Cugola. A arquitetura proposta, denominada de *CONDENSE*, se implementada, poderia simplificar a implementação de sistemas de Aprendizagem de Máquina através da pré-computação de funções sobre vetores de dados, ou até mesmo permitir a implementação simples de sistemas de Aprendizagem de Máquina distribuídos que agem como componentes da rede.[VJS⁺16]

Ta-Shma *et al.*, propõem o uso de uma arquitetura baseada no processamento de eventos complexos, mas dando suporte tanto ao processamento de eventos em tempo real quanto à análise de dados históricos através da integração de nós dedicados a armazena-

mento de dados à arquitetura, e demonstram aplicações no mundo real dessa arquitetura à análise de tráfego urbano e ao controle do consumo de energia elétrica. A motivação disso é que frequentemente dados agregados necessitam de uma série histórica para lhes fornecer contexto e significado. A análise mostra que a técnica pode ser utilizada com sucesso em situações urbanas simuladas. [TSAGG⁺17]

É possível concluir que, para extrair conhecimento efetivamente do grande volume de dados gerado pela Internet das Coisas, será imperativo o uso de técnicas de Aprendizagem de Máquina, e que esse uso está condicionado à construção de arquiteturas IoT que deem suporte ao processamento desses dados.

4.4 Aprendizagem de Máquina em outros contextos de IoT

Devido à expectativa do crescimento da quantidade de edificações equipadas com geradores de energia solar ou eólica, torna-se importante que as redes elétricas sejam capazes de prever a produção ou consumo de energia esperados de cada residência para otimizar sua própria operação. Independente da abordagem utilizada para realizar essa otimização, redes elétricas dotadas da capacidade de otimizar a distribuição e consumo de energia elétrica através de capacidades de comunicação e gerenciamento de dados integradas são chamadas de *Redes elétricas inteligente* (“Smart grids”).[Far10][ZLC⁺16]

Abordagens baseadas em aprendizagem de máquina têm sido frequentemente propostas para prover as capacidades “inteligentes” das redes elétricas do futuro. Por exemplo, Ziekow *et al.* propuseram o uso de um algoritmo de regressão baseado em SVMs para prever a demanda doméstica de energia elétrica.[ZDGJ13] Nanda *et al.* propõem o uso de um algoritmo baseado em Redes Bayesianas para prever a demanda de aquecimento de residências, um fator importante no consumo de energia de países que têm invernos frios.[NSMA16]

Também devido à possibilidade de residências passarem a ser produtores ao invés de consumidores de energia, o mercado de energia e a precificação da energia elétrica tornam-se muito mais complexos, ao ponto de tornarem-se intratáveis para agentes humanos. Para resolver esse problema, foi proposta a ideia de *agentes de mercado de energia*, agentes inteligentes que compram e vendem energia e buscam maximizar seu próprio lucro.[KCR13] Em simulações de redes elétricas que buscam avaliar a performance de agentes de mercado de energia, alguns dos agentes de maior sucesso têm sido baseados em Aprendizagem por Reforço[PKSTC13]. Skarvelis-Kazakos *et al.* propuseram que a mesma técnica poderia ser utilizada para controle das emissões de poluentes de plantas termelétricas.[SKRK⁺13].

Uma preocupação comum na integração de capacidades de comunicação a sistemas físicos é que esses sistemas tornam-se vulneráveis a ataques que buscam comprometê-los através da rede. Chan *et al.* realizaram uma investigação sobre o impacto do uso de diversas técnicas de Aprendizagem de Máquina para detectar intrusões em redes elétricas inteligentes, descobrindo que é possível conseguir precisões de detecção acima de 90% em uma rede elétrica simulada. Embora os autores notem que os resultados provavelmente não seriam tão bons em redes elétricas reais, isso aponta para a Aprendizagem de Máquina como uma direção promissora para garantir a segurança de sistemas IoT distribuídos.

[CHK16]

Podemos concluir que, mesmo em aplicações que não são voltadas ao consumidor final, a integração da Aprendizagem de Máquina à Internet das Coisas será crucial para a otimização e a segurança de sistemas críticos à civilização humana moderna.

4.5 Experiência de Usuário e a Internet das Coisas

Alguns dos principais desafios relacionados à Experiência do Usuário de sistemas IoT estão em como projetar experiências em sistemas que podem não ter interfaces visuais tradicionais, sendo ativados por gestos ou outros comportamentos, ou serem acessíveis por uma gama diversa de interfaces, ou mesmo terem sua interface “distribuída” em vários objetos de forma que nenhum objeto inteligente integrado ao sistema corresponde à totalidade da interface. Além disso, sistemas IoT podem compreender múltiplos ambientes e situações de uso, e possuírem diversas categorias de usuários distintas. Tudo isso cria uma série de dificuldades tanto para projetar quanto para avaliar sistemas IoT.[RGC⁺15][Kun10]

Um dos temas que a pesquisa na área compreende são análises de novos modos de interação possibilitados por objetos inteligentes. Por exemplo, Nyberg *et al.* realizaram uma análise detalhada das possibilidades da integração de interação com objetos físicos à comunicação por vídeo, com enfoque em extensão das funcionalidades disponíveis em videochamadas.[NNG11] A literatura em torno de novas modalidades de interação é extensa, com mais de 250 artigos encontrados no período abordado por nossa revisão bibliográfica. Todavia, a Experiência de Usuário dessas novas modalidades raramente é analisada do ponto de vista de design.

De forma complementar à análise das novas modalidades de interação possibilitadas pelos objetos inteligentes, é necessário o estudo de novos métodos de avaliação para a experiência de usuário gerada pelos objetos inteligentes. Por exemplo, Funk *et al.* propõem a integração de *módulos de observação*, componentes capazes de automaticamente extrair informação sobre a utilização do produto, a objetos inteligentes durante sua fase de desenvolvimento, de forma a obter informações que auxiliem a avaliação da experiência do usuário de forma automatizada.[FvdPC09]

Por sua vez, Lugmayr e Bender propõem uma ferramenta genérica baseada na plataforma de prototipação Arduino para controle da captação de dados a partir de múltiplos sensores, integrando as funcionalidades de identificação de sensores disponíveis, ativação ou desativação de cada sensor individualmente, visualização dos dados recebidos, e armazenamento dos dados para processamento posterior. A ferramenta foi desenvolvida com a intenção explícita de dar suporte a práticas de UX.[LB16]

Em um nível de abstração mais alto, encontramos artigos que buscam estudar e propor *paradigmas de interação* para a Internet das Coisas. Um exemplo relevante é a ideia de *interação periférica*[WB97]: Nesse paradigma, a interação com os Produtos Conectados se daria sem exigir a totalidade da atenção do usuário, exceto quando estritamente necessário – o produto permaneceria na *periferia* da atenção até que fosse estritamente necessário. Com o aumento previsto na quantidade de sistemas digitais ao nosso redor, cada um dos quais exigindo nossa atenção, a interação periférica surge como uma alternativa interessante para garantir que usuários aceitem esses sistemas como parte de sua

rotina.[BvdHE15]

Há uma ausência notável de artigos que detalhem metodologias compreensivas para o desenvolvimento de Produtos Conectados. O único exemplo encontrado foi um artigo por Fauquex *et al.* que descreve uma metodologia chamada pelos autores de PAwEn (“People-Aware Environment”, ou Ambiente Consciente das Pessoas), que propõe adaptar o uso das metodologias de Design Centrado no Usuário e Design Thinking para a criação de sistemas IoT complexos compostos por vários dispositivos, cada um dos quais não apenas interage com os usuários do sistema, mas também com os outros dispositivos. Todavia, a metodologia é demonstrada apenas em um caso de uso hipotético, e não ocorre o desenvolvimento de um produto real, ou mesmo de um protótipo.[FGEB15]

Dentre os artigos analisados, destacamos a análise detalhada realizada por Yang *et al.* do termostato inteligente Nest. O artigo se destaca por ser um de muito poucos, na literatura pesquisada, a avaliar a experiência de usuário de um sistema real disponível no mercado, ao invés de relatar pesquisa realizada em laboratório ou com protótipos em situações controladas. O estudo concluiu que o design físico do termostato, a interface intuitiva, e a possibilidade de controlar o dispositivo através de múltiplas interfaces (fisicamente, através de um aplicativo de smartphone, ou através da web) eram todos recebidos positivamente pelos usuários, mas que o sistema de aprendizagem de máquina integrado ao produto era uma fonte de confusão: Os usuários não conseguiam entender as motivações das decisões de temperatura realizadas pelo dispositivo, muito embora o sistema estivesse decidindo baseado em preferências que os usuários expressaram previamente.[YN13] Iremos retomar a discussão dos aspectos relacionados à Aprendizagem de Máquina desse estudo na próxima seção.

Podemos concluir que a pesquisa na área está focada na criação de novas modalidades de interação, mas que existe ainda pouco material em relação a como prototipar e avaliar essas novas interações. Em especial, há poucos estudos de produtos de mercado que avaliem a percepção de usuários reais sobre a aprendizagem de máquina em produtos IoT.

4.6 Aprendizagem de Máquina e Experiência do Usuário

Como demonstrado nas seções anteriores, técnicas de Aprendizagem de Máquina vêm sendo integradas em uma grande gama de Produtos Conectados. Além disso, vimos que a Experiência de Usuário dos Produtos Conectados será crucial para determinar sua aceitação no mercado. Nesta seção, iremos analisar a literatura existente sobre a Experiência do Usuário de sistemas de Aprendizagem de Máquina, e analisaremos a integração do Designer de Experiência do Usuário ao processo de desenvolvimento de tais sistemas.

O interesse acadêmico na interseção do Design de Experiência de Usuário com a Aprendizagem de Máquina vem crescendo, como evidenciado pela realização, em Março de 2017, do simpósio “Designing the User Experience of Machine Learning Systems” pela Association for the Advancement of Artificial Intelligence.[AAA].

A literatura na área concentra-se em torno das ideias de *compreensão* do sistema e *confiança* no mesmo. Em geral, busca-se criar sistemas em que o usuário é capaz de

compreender as decisões tomadas, e de orientar o sistema a melhorar suas decisões quando as mesmas são insatisfatórias para os fins desejados. Assim, ao invés de criar sistemas que tomam suas próprias decisões, os quais muitas vezes os usuários percebem como “arrogantes”, a literatura da área busca estimular a criação de sistemas com os quais o usuário é capaz de interagir de igual para igual.

Stumpf *et al.* realizaram uma série de experimentos sobre como sistemas de Aprendizagem de Máquina podem explicar suas decisões aos usuários, e sobre como o feedback dos usuários a essas explicações pode ser aplicado para melhorar a performance do sistema de Aprendizagem.[SRL⁺09]

Os resultados desse estudo sugerem que o trabalho na área de inteligibilidade podem ser úteis não apenas para melhorar a experiência do desenvolvedor de sistemas de Aprendizagem de Máquina, mas para criar sistemas capazes de adaptar o modelo aprendido de acordo com as decisões feitas pelo usuário, de forma a evitar falhas de experiência do usuário causadas pela falta de adequação do modelo aprendido pelo usuário final, como o já citado termostato Nest, que foi descrito por seus usuários como sendo “arrogante” ao assumir que tinha aprendido corretamente as preferências do usuário.[YN13]

Mais recentemente, essas ideias foram aplicadas por Guo para o desenvolvimento de um sistema de suporte ao consumidor (SAC) com foco na *inteligibilidade mútua*, onde o objetivo principal do processo de design é que o usuário e o sistema interajam em situação de igualdade, com o sistema agindo de forma *deferente* aos desejos do usuário.[Guo16]

A importância dessas pesquisas torna-se ainda mais evidente à luz dos resultados de Patel *et al.*[PFLH08], que demonstram que mesmo desenvolvedores especializados na área de Aprendizagem de Máquina expressam dificuldades na compreensão das decisões tomadas pelos sistemas por eles utilizados, e frequentemente tratam esses sistemas como “caixas pretas”.

Dove *et al.*[DHFZ17] realizaram uma análise semelhante à de Patel, mas buscando entender como Designers de Experiência do Usuário vêm aplicando processos de design a produtos que utilizam sistemas de Aprendizagem de Máquina. Em muitos aspectos, os resultados obtidos são semelhantes aos de Patel – os designers entrevistados expressam não compreender as decisões tomadas pelos sistemas e veem os mesmos como “caixas pretas” – mas, adicionalmente, a ausência de uma formação técnica, mesmo que introdutória, sobre Aprendizagem de Máquina, leva os designers a não compreenderem as possibilidades e limitações do uso de tais sistemas, dificultando a integração do Designer de Experiência do Usuário à equipe de desenvolvimento.

Podemos concluir que a preocupação com a Experiência de Usuário de sistemas que utilizam Aprendizagem de Máquina não é relevante apenas para o usuário leigo – existe uma necessidade real de desenvolvimento de ferramentas de Aprendizagem de Máquina que tornem seus modelos de inferência mais fáceis de interpretar e seu uso mais conveniente. Em outros termos, ferramentas de Aprendizagem de Máquina podem ser vistas como um produto cujo usuário é o desenvolvedor, e ao qual práticas de Experiência de Usuário podem ser aplicadas.

5 Discussão

Nossa análise do cenário existente no uso de Aprendizagem de Máquina para a Internet das Coisas nos mostra que, embora tenhamos coberto apenas duas aplicações possíveis, existe grande diversidade de grupos demográficos interessados no desenvolvimento das técnicas de Aprendizagem de Máquina para aplicações IoT. Todavia, diversas aplicações demonstram-se imaturas para o uso em produtos de consumo, atingindo baixas taxas de precisão.

Analisando o cenário relacionado à Experiência de Usuário para a Internet das Coisas, percebemos que a maior parte da pesquisa atual está focada na criação de novos modos de interação, mas que há grande ausência de pesquisa em relação a como prototipar e avaliar, de um ponto de vista de Design, a experiência do usuário nessas novas interações. Em especial, notamos uma grande ausência de metodologias sistemáticas para o desenvolvimento e avaliação da Experiência de Usuário de Produtos Conectados que usem Aprendizagem de Máquina.

Ressaltamos também o conteúdo encontrado sobre a Interação Periférica: Embora o conceito de Interação Periférica seja antigo, existem poucos estudos voltados à realização prática da Interação Periférica, mesmo que esta seja importante para que usuários possam navegar o mundo de interações ubíquas que a Internet das Coisas busca criar. A Interação Periférica também surge como exemplo de mais um ponto onde a integração da Aprendizagem de Máquina ao Produto Conectado pode servir para agregar valor ao mesmo.

Finalmente, nossa análise da Experiência do Usuário para a Aprendizagem de Máquina esclarece desafios relacionados a integrar o Designer de Experiência de Usuário ao desenvolvimento do Produto Conectado: A compreensão dos sistemas de Aprendizagem de Máquina é limitada até mesmo da parte de profissionais especializados, resultando em um gap de conhecimento que, para profissionais da área de Design, torna difícil ou mesmo impossível sua atuação no sentido de moldar a Experiência de Usuário de sistemas que integram a Aprendizagem de Máquina.

6 Conclusão

Realizamos uma análise ampla do cenário da integração da Aprendizagem de Máquina na Internet das Coisas através de revisão bibliográfica em diversos repositórios de artigos de grande porte. Devido à amplitude do material, cobrimos apenas algumas aplicações da integração da Aprendizagem de Máquina com a Internet das Coisas. Todavia, pudemos determinar que a Aprendizagem de Máquina pode agregar valor a Produtos Conectados voltados a uma grande gama de grupos demográficos, e também a Produtos Conectados voltados para a infra-estrutura, exemplificados pelas redes elétricas.

Concluimos que, embora várias das técnicas de Aprendizagem de Máquina propostas para Produtos Conectados encontrem-se ainda em estado imaturo, podemos esperar um grande crescimento da integração de técnicas de Aprendizagem de Máquina à pesquisa sobre Internet das Coisas nos próximos anos, devido ao grande valor que elas podem

agregar.

Ao analisar a Experiência de Usuário para a Internet das Coisas, pudemos determinar que, embora uma grande gama de novas modalidades de interação seja prevista, ainda há relativamente pouca pesquisa voltada para a prototipação e avaliação da Experiência dessas Interfaces. Todavia, a análise de Produtos Conectados existentes mostra que a Experiência de Usuário é crucial para a adoção destes. Assim, faz-se importante que o Designer de Experiência de Usuário seja melhor integrado ao processo de desenvolvimento de Produtos Conectados IoT.

Todavia, o crescimento esperado da integração da Aprendizagem de Máquina à IoT apresenta um desafio para essa integração, visto que a maioria dos Designers de Experiência de Usuário relatam não serem capazes de compreender as possibilidades e limitações da integração de técnicas de Aprendizagem de Máquina a produtos, e que não parece existir preocupação na pesquisa existente com a inteligibilidade dos métodos de Aprendizagem de Máquina sendo integrados à Internet das Coisas.

Para que a Internet das Coisas atinja seu pleno potencial, a integração de técnicas de Aprendizagem de Máquina será indispensável. Todavia, a integração dessas técnicas deve colocar a inteligibilidade do sistema em primeiro lugar, para evitar a criação de produtos cuja adoção será impedida por uma experiência de usuário subótima.

Referências Bibliográficas

- [AAA] Designing the user experience of machine learning systems: Part of the aaai spring symposium series. <https://mikek-parc.github.io/AAAI-UX-ML/>. Acessado: 08/07/2017.
- [AAS13] Charu C Aggarwal, Naveen Ashish, and Amit Sheth. The internet of things: A survey from the data-centric perspective. In *Managing and mining sensor data*, pages 383–428. Springer, 2013.
- [AIM10] Luigi Atzori, Antonio Iera, and Giacomo Morabito. The internet of things: A survey. *Computer networks*, 54(15):2787–2805, 2010.
- [ALN⁺16] Hamed S. Alavi, Denis Lalanne, Julien Nembrini, Elizabeth Churchill, David Kirk, and Wendy Moncur. Future of human-building interaction. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, CHI EA '16*, pages 3408–3414, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [ALNT14] Mohammad Abu Alsheikh, Shaowei Lin, Dusit Niyato, and Hwee-Pink Tan. Machine learning in wireless sensor networks: Algorithms, strategies, and applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 16(4):1996–2018, 2014.
- [AR11] Jake K Aggarwal and Michael S Ryoo. Human activity analysis: A review. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 43(3):16, 2011.
- [Ash11] Kevin Ashton. That ‘internet of things’ thing. *RFID Journal*, 22(7), 2011.
- [AT13] William Albert and Thomas Tullis. *Measuring the user experience: collecting, analyzing, and presenting usability metrics*. Newnes, 2013.
- [Bis06] Christopher M Bishop. *Pattern recognition and machine learning*. springer, 2006.
- [Bot09] Maarten Botterman. Internet of things: an early reality of the future internet. In *Workshop Report, European Commission Information Society and Media*, 2009.

- [BRP⁺09] Gregor Broll, Enrico Rukzio, Massimo Paolucci, Matthias Wagner, Albrecht Schmidt, and Heinrich Hussmann. Peci: Pervasive service interaction with the internet of things. *IEEE Internet Computing*, 13(6):74–81, 2009.
- [BvdHE15] Saskia Bakker, Elise van den Hoven, and Berry Eggen. Peripheral interaction: characteristics and considerations. *Personal and Ubiquitous Computing*, 19(1):239–254, Jan 2015.
- [CCAY13] Saisakul Chernbumroong, Shuang Cang, Anthony Atkins, and Hongnian Yu. Elderly activities recognition and classification for applications in assisted living. *Expert Systems with Applications*, 40(5):1662–1674, 2013.
- [CCEF09] Marie Chan, Eric Campo, Daniel Estève, and Jean-Yves Fourniols. Smart homes—current features and future perspectives. *Maturitas*, 64(2):90–97, 2009.
- [Che12] Yen-Kuang Chen. Challenges and opportunities of internet of things. In *Design Automation Conference (ASP-DAC), 2012 17th Asia and South Pacific*, pages 383–388. IEEE, 2012.
- [CHK16] Harris Chan, Eman Hammad, and Deepa Kundur. Investigating the impact of intrusion detection system performance on communication latency and power system stability. In *Proceedings of the Workshop on Communications, Computation and Control for Resilient Smart Energy Systems*, page 4. ACM, 2016.
- [CM12] Gianpaolo Cugola and Alessandro Margara. Processing flows of information: From data stream to complex event processing. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 44(3):15, 2012.
- [CSED15] Diane J Cook, Maureen Schmitter-Edgecombe, and Prafulla Dawadi. Analyzing activity behavior and movement in a naturalistic environment using smart home techniques. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 19(6):1882–1892, 2015.
- [CSZ10] Olivier Chapelle, Bernhard Schlkopf, and Alexander Zien. *Semi-Supervised Learning*. The MIT Press, 1st edition, 2010.
- [DHFZ17] Graham Dove, Kim Halskov, Jodi Forlizzi, and John Zimmerman. Ux design innovation: Challenges for working with machine learning as a design material. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 278–288. ACM, 2017.
- [Far10] Hassan Farhangi. The path of the smart grid. *IEEE power and energy magazine*, 8(1), 2010.

- [FB13] Wei Fan and Albert Bifet. Mining big data: current status, and forecast to the future. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 14(2):1–5, 2013.
- [FGEB15] M. Fauquex, S. Goyal, F. Evequoz, and Y. Bocchi. Creating people-aware iot applications by combining design thinking and user-centered design methods. In *2015 IEEE 2nd World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, pages 57–62, Dec 2015.
- [FHT01] Jerome Friedman, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani. *The elements of statistical learning*, volume 1. Springer series in statistics New York, 2001.
- [FRGBMR⁺13] Óscar Fontenla-Romero, Bertha Guijarro-Berdiñas, David Martínez-Rego, Beatriz Pérez-Sánchez, and Diego Peteiro-Barral. Online machine learning. *Efficiency and Scalability Methods for Computational Intellect*, 27, 2013.
- [FvdPC09] Mathias Funk, Piet van der Putten, and Henk Corporaal. Analytics for the internet of things. In *CHI'09 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pages 4195–4200. ACM, 2009.
- [Gar10] Jesse James Garrett. *Elements of user experience, the: user-centered design for the web and beyond*. Pearson Education, 2010.
- [GBMP13] Jayavardhana Gubbi, Rajkumar Buyya, Slaven Marusic, and Marimuthu Palaniswami. Internet of things (iot): A vision, architectural elements, and future directions. *Future generation computer systems*, 29(7):1645–1660, 2013.
- [Guo16] Hang Guo. Deference and demeanor: Exploring interaction design for intelligent user interface. In *Proceedings of the 2016 ACM Conference Companion Publication on Designing Interactive Systems*, pages 133–136. ACM, 2016.
- [Has13] Marc Hassenzahl. User experience and experience design. *The Encyclopedia of Human-Computer Interaction*,, 2013.
- [IDF] Interaction design foundation. <https://www.interaction-design.org/>. Acessado: 10/07/2017.
- [ITU] New itu standards define the internet of things and provide the blueprints for its development. <http://www.itu.int/ITU-T/newslog/New+ITU+Standards+Define+The+Internet+Of+Things+And+Provide+The+Blueprints+For+Its+Development.aspx>. Acessado: 07/06/2017.
- [KCR13] Wolfgang Ketter, John Collins, and Prashant Reddy. Power tac: A competitive economic simulation of the smart grid. *Energy Economics*, 39:262–270, 2013.

- [KHC10] Eunju Kim, Sumi Helal, and Diane Cook. Human activity recognition and pattern discovery. *IEEE Pervasive Computing*, 9(1), 2010.
- [KHS10] Matthias Kranz, Paul Holleis, and Albrecht Schmidt. Embedded interaction: Interacting with the internet of things. *IEEE internet computing*, 14(2):46–53, 2010.
- [KKSF10] Gerd Kortuem, Fahim Kawsar, Vasughi Sundramoorthy, and Daniel Fitton. Smart objects as building blocks for the internet of things. *IEEE Internet Computing*, 14(1):44–51, 2010.
- [KLM96] Leslie Pack Kaelbling, Michael L Littman, and Andrew W Moore. Reinforcement learning: A survey. *Journal of artificial intelligence research*, 4:237–285, 1996.
- [KP98] Ron Kohavi and Foster Provost. Glossary of terms. *Machine Learning*, 30(2-3):271–274, 1998.
- [Kun10] Mike Kuniavsky. *Smart things: ubiquitous computing user experience design*. Elsevier, 2010.
- [LB16] Artur Lugmayr and Stuart Bender. Free ux testing tool: The ludovico ux machine for physiological sensor data recording, analysis, and visualization for user experience design experiments. In *Proceedings of the SEACHI 2016 on Smart Cities for Better Living with HCI and UX*, SEACHI 2016, pages 36–41, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [MW04] John McCarthy and Peter Wright. Technology as experience. *interactions*, 11(5):42–43, 2004.
- [NNG11] Marcus Nyberg, Cristian Norlin, and Peter Gomez. Using physical objects to enable enriched video communication. In *Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services, MobileHCI '11*, pages 529–532, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [Nor13] Donald A Norman. *The design of everyday things: Revised and expanded edition*. Basic books, 2013.
- [NSMA16] Rohan Nanda, Saguna Saguna, Karan Mitra, and Christer Ahlund. Bayesforsg: A bayesian model for forecasting thermal load in smart grids. In *Proceedings of the 31st Annual ACM Symposium on Applied Computing, SAC '16*, pages 2135–2141, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [PFLH08] Kayur Patel, James Fogarty, James A Landay, and Beverly Harrison. Investigating statistical machine learning as a tool for software development. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 667–676. ACM, 2008.

- [PKSTC13] Markus Peters, Wolfgang Ketter, Maytal Saar-Tsechansky, and John Collins. A reinforcement learning approach to autonomous decision-making in smart electricity markets. *Machine learning*, 92(1):5–39, 2013.
- [Pop10] Ronald Poppe. A survey on vision-based human action recognition. *Image and vision computing*, 28(6):976–990, 2010.
- [PZCG14] Charith Perera, Arkady Zaslavsky, Peter Christen, and Dimitrios Georgakopoulos. Context aware computing for the internet of things: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 16(1):414–454, 2014.
- [QSA⁺15] Alexandra Queirós, Anabela Silva, Joaquim Alvarelhão, Nelson Pacheco Rocha, and António Teixeira. Usability, accessibility and ambient-assisted living: a systematic literature review. *Universal Access in the Information Society*, 14(1):57–66, 2015.
- [RAS08] Carlos Ramos, Juan Carlos Augusto, and Daniel Shapiro. Ambient intelligence—the next step for artificial intelligence. *IEEE Intelligent Systems*, 23(2):15–18, 2008.
- [RGC⁺15] Claire Rowland, Elizabeth Goodman, Martin Charlier, Ann Light, and Alfred Lui. *Designing connected products: UX for the consumer Internet of Things*. "O'Reilly Media, Inc.", 2015.
- [RM13] Parisa Rashidi and Alex Mihailidis. A survey on ambient-assisted living tools for older adults. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 17(3):579–590, 2013.
- [SB98] Richard S Sutton and Andrew G Barto. *Reinforcement learning: An introduction*, volume 1. MIT press Cambridge, 1998.
- [SKRK⁺13] Spyros Skarvelis-Kazakos, Evangelos Rikos, Efstathia Kolentini, Liana M Cipcigan, and Nick Jenkins. Implementing agent-based emissions trading for controlling virtual power plant emissions. *Electric Power Systems Research*, 102:1–7, 2013.
- [SMI⁺12] Satoshi Suzuki, Yasue Mitsukura, Hiroshi Igarashi, Harumi Kobayashi, and Fumio Harashima. Activity recognition for children using self-organizing map. In *RO-MAN, 2012 IEEE*, pages 653–658. IEEE, 2012.
- [SRL⁺09] Simone Stumpf, Vidya Rajaram, Lida Li, Weng-Keen Wong, Margaret Burnett, Thomas Dietterich, Erin Sullivan, and Jonathan Herlocker. Interacting meaningfully with machine learning systems: Three experiments. *International Journal of Human-Computer Studies*, 67(8):639–662, 2009.

- [SY10] Shaoming Shan and Tao Yuan. A wearable pre-impact fall detector using feature selection and support vector machine. In *Signal Processing (ICSP), 2010 IEEE 10th International Conference on*, pages 1686–1689. IEEE, 2010.
- [TSAGG⁺17] Paula Ta-Shma, Adnan Akbar, Guy Gerson-Golan, Guy Hadash, Francois Carrez, and Klaus Moessner. An ingestion and analytics architecture for iot applied to smart city use cases. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017.
- [TW10] Lu Tan and Neng Wang. Future internet: The internet of things. In *Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), 2010 3rd International Conference on*, volume 5, pages V5–376. IEEE, 2010.
- [VJS⁺16] D. Vukobratovic, D. Jakovetic, V. Skachek, D. Bajovic, and D. Sejdic. Network function computation as a service in future 5g machine type communications. In *2016 9th International Symposium on Turbo Codes and Iterative Information Processing (ISTC)*, pages 365–369, Sept 2016.
- [WB97] Mark Weiser and John Seely Brown. The coming age of calm technology. In *Beyond calculation*, pages 75–85. Springer, 1997.
- [WGB99] Mark Weiser, Rich Gold, and John Seely Brown. The origins of ubiquitous computing research at parc in the late 1980s. *IBM systems journal*, 38(4):693–696, 1999.
- [YN13] Rayoung Yang and Mark W Newman. Learning from a learning thermostat: lessons for intelligent systems for the home. In *Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing*, pages 93–102. ACM, 2013.
- [ZDGJ13] Holger Ziekow, Christoph Doblander, Christoph Goebel, and Hans-Arno Jacobsen. Forecasting household electricity demand with complex event processing: Insights from a prototypical solution. In *Proceedings of the Industrial Track of the 13th ACM/IFIP/USENIX International Middleware Conference*, Middleware Industry '13, pages 2:1–2:6, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [Zhu06] Xiaojin Zhu. Semi-supervised learning literature survey. *Computer Science, University of Wisconsin-Madison*, 2(3):4, 2006.
- [ZLC⁺16] Bin Zhou, Wentao Li, Ka Wing Chan, Yijia Cao, Yonghong Kuang, Xi Liu, and Xiong Wang. Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 61:30–40, 2016.

