

Veja discussões, estatísticas e perfis de autores para esta publicação em: <https://www.researchgate.net/publication/345340651>

Análise do afeto multimodal da ludoterapia psicodinâmica

Artigo em Pesquisa em Psicoterapia · Novembro de 2020

DOI: 10.1080/10503307.2020.1839141

CITAÇÕES

9

5 autores, incluindo:



Sibel Halfon

Universidade de Istambul Bilgi

33 PUBLICAÇÕES 262 CITAÇÕES

VER PERFIL



Batjikan Turkmen

3 PUBLICAÇÕES 24 CITAÇÕES

VER PERFIL

LÉ

462



Metehan Doyran

Universidade de Utrecht

9 PUBLICAÇÕES 40 CITAÇÕES

VER PERFIL



Albert Ali Salah

Universidade de Utrecht

226 PUBLICAÇÕES 4.021 CITAÇÕES

VER PERFIL

Alguns dos autores desta publicação também estão trabalhando nesses projetos relacionados:



Care2Report [Ver projeto](#)



Tecnologias inteligentes de multimídia e HCI para crianças [Ver projeto](#)



Análise do afeto multimodal do jogo psicodinâmico terapia

Sibel Halfon , Metehan Doyran, Batýkan Turkmen , Eda Aydın Oktay & Ali Alberto Salah


Para citar este artigo: Sibel Halfon, Metehan Doyran, Batýkan Türkmen, Eda Aydın Oktay & Ali Alberto Salah (2020): Análise do afeto multimodal da ludoterapia psicodinâmica, *Psicoterapia Pesquisa*, DOI: [10.1080/10503307.2020.1839141](https://doi.org/10.1080/10503307.2020.1839141)

Para acessar este artigo: <https://doi.org/10.1080/10503307.2020.1839141>



Publicado on-line: 05 de novembro de 2020.



Envie seu artigo para esta revista 



Ver artigos relacionados 



Ver dados de marca cruzada 

PAPEL EMPÍRICO

Análise do afeto multimodal da ludoterapia psicodinâmica

SIBEL HALFON¹, METEHAN DOYRAN², BATIKAN TÜRKMEN³, EDA AYDIN OKTAY⁴,
 & ALI ALBERT SALAH^{2,3}

¹Istanbul Bilgi University, Istambul, Turquia; Os ²Departamento de Ciências da Informação e da Computação, Universidade de Utrecht, Utrecht, Países Baixos; ³Departamento de Engenharia da Computação, Universidade Bogaziçi, Bebek/İstanbul, Turquia e ⁴Colégio Khoury de Ciência da Computação, Northeastern University, Boston, MA, EUA

(Recebido em 31 de dezembro de 2019; revisado em 24 de setembro de 2020; aceito em 12 de outubro de 2020)

Resumo

Objetivo: Exploramos ferramentas baseadas em aprendizado de máquina de última geração para análise automática de emoções faciais e linguísticas para permitir uma quantificação e anotação mais fácil, rápida e precisa das expressões afetivas verbais e não verbais de crianças em psicoterapia infantil psicodinâmica. **Método:** A amostra incluiu 53 crianças turcas: 41 com problemas internalizantes, externalizantes e comórbidos; 12 na faixa não clínica. Foram coletadas gravações de áudio e vídeo de 148 sessões, que foram transcritas manualmente. Avaliadores independentes codificaram as expressões de prazer, raiva, tristeza e ansiedade das crianças usando o Instrumento de Ludoterapia Infantil (CPTI). Modalidades automáticas de análise de afeto facial e linguística foram adaptadas, desenvolvidas e combinadas em um sistema que prevê afeto. **Métodos de regressão estatística** (regressão linear e polinomial) e técnicas de aprendizado de máquina (aprendizado profundo, regressão vetorial de suporte e máquina de aprendizado extremo) foram usados para prever as dimensões do efeito do CPTI. **Resultados:** Os resultados experimentais mostram associações significativas entre as previsões automatizadas de afeto e as dimensões de afeto do CPTI com tamanhos de efeito pequenos a médios. A fusão de características faciais e linguísticas funciona melhor para previsões de prazer; no entanto, para outras previsões de afeto, as análises linguísticas superam as análises faciais. As análises de validade externa apoiam parcialmente as previsões de raiva e prazer. **Discussão:** O sistema permite recuperar expressões afetivas das crianças, mas necessita de aprimoramento para precisão.

Palavras-chave: análise multimodal de afetos; análise de rosto; análise de texto; ludoterapia psicodinâmica

Significado clínico ou metodológico deste artigo: A abordagem multimodal apresentada neste artigo usa ferramentas de aprendizado de máquina de última geração especificamente adaptadas, desenvolvidas e combinadas em um sistema que prevê expressões de afeto verbal e não verbal na terapia psicodinâmica do jogo. As descobertas iniciais mostram resultados promissores para recuperar expressões de afeto de crianças. São discutidas sugestões de melhorias e aplicações futuras.

A excitação de emoções na sessão, também conhecida como experiência de afeto, reflete o grau em que um paciente experimenta visceralmente e depois expressa seus sentimentos durante a terapia (Greenberg & Pascual Leone, 2006). Há evidências substanciais de que a excitação emocional é importante para o sucesso de muitas formas diferentes de psicoterapia (Lane et al., 2015). Alguns modelos de tratamento psicodinâmico com adultos (p. afeto associado aos

sintomatologia. A premissa dessas abordagens é que certas defesas ou ansiedades bloqueiam a expressão de sentimentos difíceis e difíceis de tolerar, que são evitados e encenados como sintomas. Por exemplo, no caso de crianças com problemas de externalização, a atuação de comportamentos agressivos é usada para evitar sentimentos de mágoa e decepção (Hoffman et al., 2016). A facilitação de tal experiência/expressão afetiva pelos terapeutas prediz a melhora dos pacientes em tratamentos psicodinâmicos adultos (Diener et al., 2007). No entanto, há muito poucos estudos nesta área em psicoterapia lúdica psicodinâmica.

A correspondência relativa a este artigo deve ser endereçada a Sibel Halfon, Istanbul Bilgi University, Kazım Karabekir Cad. Nº: 2/13, Eşyü, Istambul, 34060, Turquia. E-mail: sibel.halfon@bilgi.edu.tr

Uma das razões para a falta de pesquisas nesta área é que a análise afetiva das sessões de ludoterapia é um processo metódico, que requer muitos dados coletados para anotar diferentes marcadores de expressões afetivas. Além disso, porque as crianças ainda não têm o léxico simbólico para verbalizar emoções como os adultos, há a necessidade de integrar múltiplas modalidades que levam em conta e indicadores não verbais de afeto para uma avaliação abrangente do afeto. Pesquisas em análise multimídia sugerem que ferramentas automáticas podem ser usadas para ajudar os terapeutas nessas tarefas. **Gravação de vídeos de interações que são posteriormente avaliadas por codificadores experientes tem sido uma alternativa viável para medições de auto-relato, que são difíceis de usar com crianças** (Larochette et al., 2006; Zeinstra et al., 2009). Desde a codificação especializada de expressões faciais via Codificadores da Unidade de Ação Facial **é um processo caro** (Ekman et al., 2002), alternativas computacionais foram desenvolvidos para reconhecer automaticamente a ação unidades de vídeos (Littlewort et al., 2011). Recentemente, progresso no aprendizado de máquina, combinado com acesso para conjuntos de dados de face muito grandes causaram melhorias marcantes na precisão e robustez de tais abordagens (Baltrušaitis et al., 2018; Jaiswal & Valstar, 2016). **No entanto, uma visão clara do rosto no vídeo é uma pré-condição para a análise facial**, e não é possível garantir isso durante o período gratuito brincadeiras das crianças, a menos que muitas câmeras sejam usadas simultaneamente. Isso, por sua vez, aumenta a configuração e custos de funcionamento de tais sistemas. **Propomos uma abordagem multimodal que combina análise facial com base na linguagem, que supera essas limitações até certo ponto.**

Apresentaremos um multimodal de última geração sistema para prever escores de afeto de crianças pequenas com problemas internalizantes, externalizantes e comórbidos na ludoterapia psicodinâmica realizada em um ambulatório. Contaremos com um sistema automatizado **abordagem de análise afetiva para a língua turca que usa dimensões de valência e excitação** (Aydin Oktay et al., 2015), **e um aprendizado profundo abordagem de análise de expressão facial baseada**. Nós temos desenvolvido e/ou adaptou especificamente essas ferramentas para uso em sessões de ludoterapia, e combinou-os com mais aprendizado de máquina para representar o efeito geral durante as sessões. Tais ferramentas, após o desenvolvimento, **podem ser usadas para representar e indexar grandes quantidades de dados de sessão acumulados, para descobrir padrões e tendências**, para visualizar o afeto dinâmica, bem como para medir correlações entre a expressão extraída automaticamente fluxos do terapeuta e do paciente.

A análise automatizada de apenas duas modalidades ser limitado em comparação com anotações de especialistas treinados; mesmo que o desempenho específico da modalidade seja

alto, **o sistema pode perder alguns indicadores afetivos que se expressam em outras modalidades (corpo, paralinguística, etc.)**. Testamos o desempenho do nosso sistema contra classificações de afeto anotadas por confiáveis foras juízes usando as dimensões de afeto do Children's Instrumento de ludoterapia (CPTI; Kernberg et al., 1998), uma ferramenta psicodinâmica avaliada por observadores que avalia a atividade lúdica das crianças nas sessões. Nós também avaliaremos a validade externa de nossas previsões, investigando associações com e apresentar características do problema.

Associações entre Emocionalidade Negativa, Problemas de internalização e externalização

Os problemas de externalização e internalização têm sido, atualmente e longitudinalmente, relacionados a problemas extremos. emoções negativas (por exemplo, Eisenberg et al., 2005). Dentro particular, a raiva tem sido relacionada à externalização e problemas comórbidos (Eisenberg et al., 2005). Considerando que o afeto disfórico, como medo, ansiedade e a depressão têm sido associadas à internalização sintomas (por exemplo, Eisenberg et al., 2005; Lengua, 2003; Oldehinkel et al., 2004). A relação entre emoções negativas e características de jogo também tem sido amplamente estudado (ver Russ & Niece, 2011 para uma revisão). Em geral, a frequência de o afeto observado durante uma tarefa lúdica está significativamente relacionado com as dificuldades de saúde mental. Empírico pesquisas provenientes principalmente da psicologia do desenvolvimento mostram que crianças com problemas de externalização exibem mais afeto negativo em suas brincadeiras, particularmente agressão (Dunn & Hughes, 2001). Von Klitzing et al. (2000) descobriram que expressar sentimentos negativos e/ou o afeto agressivo em brincadeiras de faz-de-conta desorganizadas previu problemas de externalização. As crianças com problemas de internalização também apresentam níveis mais elevados de afeto e baixa excitação afetiva no jogo (Halfon e outros, 2016). Além disso, em uma amostra de 322 seis crianças de 1 ano de idade, o afeto negativo nas brincadeiras correlacionou-se significativamente com os comportamentos internalizantes e externalizantes (Scott et al., 2006).

A maioria dos modelos psicodinâmicos de tratamento visa ajudar as crianças a internalizar e externalizar problemas expressam emoções negativas disruptivas em jogo simbólico em um relacionamento de terapia de apoio seguido pelas interpretações de suas significados (por exemplo, Hoffman et al., 2016; Kernberg & Chazan, 1991). Por exemplo, com foco em regulamentação Psicoterapia para Crianças (RFP-C; Hoffman et al., 2016), um tratamento psicodinâmico manualizado para problemas de externalização, incentiva a expressão das emoções negativas das crianças para aumentar a compreensão das crianças de que os comportamentos disruptivos têm significado a serviço de evitar

afeto disfórico doloroso como vergonha, tristeza e/ou ansiedade. Kernberg e Chazan (1991), em seu modelo de tratamento psicodinâmico manualizado para crianças com transtornos de conduta, também auxiliam as crianças a expressar sentimentos de forma comunicativa e segura, seguida de técnicas mais expressivas/interpretativas que visam compreender as formas pelas quais as emoções são evitadas.

De fato, a expressão do afeto é uma característica particular das terapias psicodinâmicas e pode distingui-la de forma confiável tanto das abordagens cognitivo-comportamentais (TCC) quanto das interpessoais (Blagys & Hilsenrath, 2006). Em tratamentos psicodinâmicos de adultos, trazer à consciência sentimentos problemáticos e facilitar a expressão do afeto negativo do paciente estão associados a bons resultados (Ablon et al., 2006; Jones & Pulos, 1993). Na psicoterapia psicodinâmica infantil, apenas Halfon et al. (2019) estudaram as associações entre o aumento da expressão de afeto negativo na sessão e o resultado. Eles descobriram que a expressão de emoções negativas em tratamentos onde havia ênfase na mentalização (definida como rotular, entender e sintonizar com estados mentais como sentimentos, necessidades, crenças e desejos; Fonagy et al., 2006) resultou em resultado positivo. Em particular, eles descobriram que, tanto para crianças com problemas internalizantes quanto externalizantes, era a expressão de afeto disfórico, como medo, tristeza e ansiedade no contexto da compreensão e sintonia de terapeutas e crianças em relação a esses estados de sentimento que estava associado a melhorias na regulação dos afetos.

Análise Automática de Afeto

Dada a emotividade negativa de crianças com problemas internalizantes, externalizantes e comorbidades e o papel central da expressão de afeto na ludoterapia psicodinâmica, há necessidade de ferramentas imediatas que possam avaliar efetivamente as características de afeto verbal e não verbal de crianças e terapeutas. Para o conhecimento dos autores, atualmente não existe tal ferramenta que seja especialmente desenvolvida para terapia psicodinâmica do jogo.

A computação afetiva é o subcampo da ciência da computação que busca desenvolver abordagens baseadas em computador para avaliação automática do afeto em humanos (Picard, 1995). Esforços nessa área têm se concentrado principalmente na avaliação da aparência facial e dinâmica para demonstrações básicas e não básicas de afeto, bem como na análise paralinguística da fala (Zeng et al., 2009). As emoções básicas referem-se ao modelo de afeto desenvolvido por Ekman (1994), e referem-se a seis classes: felicidade, tristeza, surpresa, medo,

raiva e desgosto. Mais recentemente, pesquisadores consideraram o reconhecimento de emoções não básico usando uma variedade de alternativas que representam uma gama mais ampla de emoções, usando modelagem contínua de dimensões de afeto, como excitação, valência e dominância (Gunes & Schuller, 2013). Outras modalidades a partir das quais o afeto pode ser sentido incluem postura corporal e movimento (Kleinsmith & Bianchi Berthouze, 2013), sinais fisiológicos (Calvo & D'Mello, 2010) e uso da linguagem (Munezero et al., 2014). As abordagens anteriores se concentraram em detectar e distinguir um pequeno número de emoções (por exemplo, seis expressões faciais básicas como surpresa, felicidade, raiva, medo, tristeza e nojo), registradas em condições altamente controladas. O campo caminhou lentamente para a detecção de emoções contínuas e dimensionais (Gunes & Pantic, 2010) e de gravações em condições de laboratório para a detecção de emoções “em estado selvagem” (Kaya et al., 2017a). Isso é particularmente relevante para a pesquisa em psicoterapia, onde os dados da sessão são coletados em condições descontroladas e discretas para não interromper o fluxo natural da sessão.

Para cada modalidade de análise de afeto baseada em computador, as abordagens de aprendizado profundo atualmente dominam o estado da arte. Uma rede neural profunda é um modelo de aprendizado de máquina complexo com milhões de parâmetros livres e normalmente é treinado com conjuntos de dados muito grandes. Os modelos treinados podem ser usados posteriormente em outras configurações do aplicativo. Para análise de rosto e corpo, várias ferramentas de código aberto foram disponibilizadas, como OpenPose (Cao et al., 2017) e Open Face (Baltrušaitis et al., 2018). Com essas ferramentas, é possível detectar poses corporais e rostos em vídeos, obter as localizações de pontos de referência faciais, estimar poses de cabeça e direções de olhar e avaliar expressões faciais básicas. Ao rastrear essas modalidades ao longo do tempo, é possível obter uma boa estimativa das mudanças de expressão e pose. No entanto, demonstrações emocionais complexas (como frustração, decepção, exaltação, triunfo, vergonha) ainda estão muito além dessas abordagens, pois é difícil encontrar dados rotulados suficientes para treinar adequadamente as ferramentas. Sob condições controladas de registro, esses modelos podem ser treinados para inferir expressões básicas de emoção (feliz, triste, zangado, com medo, desgostoso, surpreso) com confiabilidade relativamente alta, comparável à dos humanos (Martin Wegrzyn et al., 2017). Por exemplo, uma precisão de 99,6% no conjunto de dados de expressão facial CK+ (Lucey et al., 2010) foi relatada com abordagens automáticas para esta tarefa (Li & Deng, 2020). Além disso, redes neurais profundas, como AffectNet (Mollahosseini et al., 2017) podem fazer um bom trabalho ao mapear o efeito contínuo (ou seja, valência e excitação) de uma imagem facial. A representação da excitação de valência é baseada em vários

trabalhos sobre representação do afeto que foram muito influentes no desenvolvimento de modelos computacionais de análise (Mehrabian, 1970; Russell, 1980). Ferramentas de análise de rosto especificamente adaptadas para crianças estão faltando na literatura de computação afetiva. Recentemente, Khan et al. (2019) introduziram o banco de dados LIRIS-CSE para reconhecimento de expressão espontânea de crianças, mas esse banco de dados contém dados de 12 crianças, insuficientes para treinar classificadores personalizados.

Para análise de afeto baseada em linguagem e fala, diferentes conjuntos de ferramentas devem ser usados para cada idioma. Mesmo para detecção de afetos paralinguísticos, os métodos de análise não generalizam bem de um idioma para outro (Kaya et al., 2017b). Existem ferramentas abrangentes para detecção de afeto em textos em inglês, e elas são úteis em um ambiente de terapia de jogo quando a fala da criança é transcrita, mas para idiomas sub-representados como o turco, não há conjuntos de ferramentas abrangentes (especialmente para análise de afeto) com base em grandes estudos de corpus (Ofłazer & Saraçlar, 2018). As abordagens atuais para a análise automática de conteúdo emocional e afetivo do texto geralmente se concentram no processamento de textos de mídia social (Mohammad, 2016) e menos na fala em interações naturais. As abordagens mais diretas são baseadas na identificação de palavras-chave, que corresponde a um conjunto de palavras-chave detectadas a uma tabela de pesquisa que contém palavras-chave e seus valores afetivos. A limitação básica dessa abordagem é que ela é incapaz de lidar com a negação e com estruturas de frases complexas.

Para aumentar a robustez dos resultados, é benéfico combinar várias modalidades, como análises de face e texto (D'Mello & Kory, 2015), que podem ser feitas em nível de recurso (ou seja, concatenar recursos e usar um único modelo), ou no nível de decisão (ou seja, usando modelos diferentes para cada modalidade e fundindo suas decisões com outro modelo tipicamente mais simples). As combinações de nível de recurso podem aprender a modelar correlações entre modalidades, mas optamos por fundir no nível de decisão, que é mais adequado quando as representações de modalidade são muito diferentes (Kaya et al., 2017a).

Objetivos do Estudo

Nosso objetivo é descrever e testar a eficácia preliminar do sistema multimodal para análise computacional de afetos. Anteriormente, o potencial de tal abordagem automática aplicada à terapia psicodinâmica do jogo foi ilustrado medindo o erro quadrático médio entre as pontuações de afeto avaliadas por observadores treinados e as previsões de afeto de um sistema baseado em análise de rosto e texto (Doyran et al., 2019).

Além disso, Halfon et al. (2016) aplicaram técnicas de processamento de linguagem natural (PNL) para estudar a expressão de afeto na terapia psicodinâmica do jogo, anotando automaticamente frases faladas nas dimensões de valência e excitação. O desempenho da análise de afeto foi testado em dados longitudinais de psicoterapia, mostrando bons resultados de acordo com as avaliações avaliadas por observadores. Estendemos esses estudos para avaliar o uso de sistemas de análise facial e de texto de última geração como ferramenta para os psicoterapeutas infantis. Estes podem servir para indexação afetiva, busca e recuperação do material coletado da sessão, bem como para quantificar alguns indicadores afetivos, como expressões faciais e verbais de afeto.

Trabalhamos em um conjunto de dados que é coletado em ambientes naturais durante as sessões de psicoterapia (ou seja, um conjunto de dados legado que é mais difícil de processar). Assim, havia muito ruído de fundo por trás dos dados de fala coletados dos microfones; portanto, não era elegível para reconhecimento automático de fala (ASR). Em vez disso, usamos transcrições de texto manuais das sessões. Nossas gravações vêm de duas câmeras estáticas, resultando em relativamente poucas fotos claras de rosto com baixa resolução, o que é conhecido por reduzir a qualidade da avaliação automática.

No entanto, a configuração de gravação representa uma configuração típica, realista e selvagem. Essa configuração se beneficia de uma validade externa substancial, pois reflete com mais precisão a realidade das condições dos pacientes nas clínicas.

Descrevemos as modalidades de rosto e texto em nosso sistema em subseções separadas, seguidas por uma breve descrição da abordagem de fusão. Em cada modalidade, descrevemos o desenvolvimento da medida e depois apresentamos associações preliminares com os escores de afeto derivados de codificações independentes dos itens de afeto do Instrumento de Terapia do Brinquedo Infantil (Kernberg et al., 1998) de 53 crianças e 148 Sessões de ludoterapia psicodinâmica. Associações significativas entre nossas medidas automáticas e as codificações de efeito do CPTI ilustram o potencial da abordagem automática. Além disso, para testar a validade externa de nossas previsões automáticas, investigamos associações com gênero, idade e problemas de internalização e externalização.

Métodos

Características do paciente

Esses dados são compostos por crianças que foram admitidas no Centro Psicológico da Universidade Bilgi de Istambul entre o outono de 2018 e o outono de 2019. Esta é uma subamostra de um programa de pesquisa maior que visa avaliar preditores de linha de base e tratamento eficaz

Fatores associados ao resultado em psicoterapia infantil psicodinâmica. A maior coleta de dados e análises detalhadas de resultados foram relatadas por Halfon (2020). Os encaminhamentos foram feitos pelos próprios pais ou por profissionais de saúde mental, médicos e de bem-estar infantil. Os pais e as crianças foram selecionados por um psicólogo clínico licenciado para determinar se os pacientes se encaixavam nos critérios de inclusão do protocolo do estudo: idades entre 4 e 10 anos, sem sintomas psicóticos, sem atrasos significativos no desenvolvimento, sem risco significativo de tentativas de suicídio e sem abuso de drogas. Os pacientes e seus pais foram amplamente informados antes de iniciar a terapia sobre os procedimentos de pesquisa, e os pais forneceram consentimento informado por escrito, e as crianças forneceram consentimento oral sobre o uso de seus dados, incluindo questionários, fitas de vídeo e transcrições de sessões para fins de pesquisa. Esta pesquisa foi aprovada pelo Comitê de Ética da Istanbul Bilgi University.

Todas as crianças nasceram na Turquia e vieram de bairros urbanos relativamente homogêneos e pertenciam ao nível socioeconômico baixo a médio (SES). Vinte e seis por cento das crianças tinham de 4 a 5 anos, 28% de 6 a 7 anos, 46% de 8 a 10 anos (M = 6,98; DP = 2,14). 69% da amostra era do sexo feminino. Eles foram encaminhados com mais frequência devido a problemas internalizantes e externalizantes, como quebra de regras e atos agressivos (48%), seguidos por queixas de ansiedade (26%), problemas relacionados à escola (19%) e problemas sociais (7%) . 9% das crianças tinham problemas internalizantes, 11% tinham problemas externalizantes e 57% tinham problemas internalizantes e externalizantes comórbidos de acordo com Child Behavior Checklist (CBCL; Achenbach, 1991) e 23% estavam no grupo não clínico.

variari.

Terapeutas

Os terapeutas eram 24 clínicos de nível de mestrado em psicologia clínica, que eram em sua maioria do sexo feminino (95%) e com idade entre 23-27 anos (M Idade = 23, SD = 1,15). Cada terapeuta foi educado nos fundamentos teóricos da ludoterapia psicodinâmica por dois anos em cursos teóricos. Todos os terapeutas tinham um a dois anos de experiência em psicoterapia supervisionada. Em média, os terapeutas trataram dois pacientes. Cada terapeuta recebeu uma hora de supervisão individual e três horas de supervisão em grupo por supervisores psicodinâmicos licenciados com pelo menos dez anos de experiência.

Tratamento

O tratamento padrão aplicado em nosso centro de psicoterapia é a ludoterapia psicodinâmica. A terapia

segue principalmente uma estrutura objeto-relacional, trabalhando nas representações do eu-outro das crianças e os estados mentais que as acompanham, como sentimentos, necessidades, desejos e crenças, usando as brincadeiras das crianças como principal fonte de expressão interna (ou seja, Verheugt Pleiter et al., 2008) . . Os casos foram atribuídos aos terapeutas com base na disponibilidade dos terapeutas. O plano de tratamento padrão na clínica envolve sessões de terapia uma vez por semana de 50 minutos com a criança, juntamente com sessões de pais uma vez por mês. Os tratamentos têm duração aberta e são determinados com base no progresso em direção aos objetivos, mudanças de vida e decisões dos familiares dos pacientes. Em média, os pacientes recebem 40 sessões ao longo de um período de dez meses. A duração do tratamento varia entre 53 pacientes no estudo atual, com o número médio de sessões para esta amostra sendo de 36,5 (DP = 19,25, intervalo = 12-65).

Medidas de avaliação

O Child Behavior Checklist (CBCL; Achenbach, 1991) é um método amplamente utilizado para identificar comportamentos problemáticos em crianças com duas versões separadas para idades de 1,5 a 5 e 6 a 18 anos. O CBCL indica quão verdadeira uma série de 112 itens de comportamento problemático é em uma escala de três pontos (0 = "não é verdade", 1= "um pouco verdadeiro" e 2 = "muito verdadeiro ou frequentemente verdadeiro"). Os resultados podem ser determinados para problemas significativos de internalização (por exemplo, depressão, ansiedade), externalização (por exemplo, agressão, violência) ou problemas totais. Essa escala tem altos níveis de consistência interna (CBCL 1,5–5 e 6–18: \bar{y} = 0,97) e confiabilidade teste-reteste de uma semana (CBCL 1,5–5: r = 0,90; CBCL 6–18: r = 0,94). A escala foi adaptada para o turco com boa consistência interna e confiabilidade teste-reteste para as escalas de internalização (\bar{y} = 0,87, r = 0,93), externalização (\bar{y} = 0,90, r = 0,93) e problemas totais (\bar{y} = 0,94, r = 0,93; Erol & Yimsek, Y 2010). No presente estudo, todas as três subescalas apresentaram graus de consistência interna de bom a alto (\bar{y} = 0,75, 0,87, 0,92 para problemas internalizantes, externalizantes e totais, respectivamente).

Medida de efeito avaliada pelo observador

O Children's Play Therapy Instrument (CPTI; Kernberg et al., 1998) classifica a atividade lúdica infantil em terapia em diferentes níveis, como dimensões descritivas, cognitivas, afetivas, sociais e funcionais. Estudos anteriores mostraram boa confiabilidade entre avaliadores (Chari et al., 2013; Kernberg et al., 1998). A medida mostrou-se sensível a mudanças na psicoterapia (Chazan, 2000, 2001; Chazan & Wolf, 2002) e mostrou boa validade convergente e preditiva em relação às associações entre as características do brincar

6 S. Halfon et al.

e problemas comportamentais (Halfon, 2017) e validade discriminante na diferenciação de características de brincadeiras traumáticas versus normais (Cohen et al., 2010). A autora nº 1 foi treinada por Saralea Chazan no CPTI. Seis assistentes de pesquisa de nível de mestrado, que receberam 20 horas de treinamento no CPTI pelo Autor #1 e avaliaram 10 sessões de treinamento antes do estudo, avaliaram as sessões. Eles eram avaliadores independentes, que não estavam associados aos médicos assistentes ou aos casos, e cegos para os objetivos do estudo. Durante o treinamento, eles avaliaram os vídeos de prática até que sua confiabilidade interexaminadores atingisse uma correlação intraclasse (ICC (2,1)) de 0,70. Em seguida, pares de codificadores codificaram independentemente as sessões com ICCs bons a excelentes (2,1) variando de 0,75 a 0,96 (M = 0,89; SD = 0,08). Os dois conjuntos de avaliações independentes foram então calculadas em média.

Neste estudo, utilizamos apenas os itens de expressão de afeto do instrumento. O afeto expresso na brincadeira mede o quanto a criança mostra as seguintes emoções em uma escala de Likert de 0 a 5 (5 = Mais Característica, 0 = Nenhuma Evidência). O afeto é classificado quando um tema de afeto é expresso na peça (por exemplo, um animal batendo ou dizendo “eu te odeio” para outro animal) ou quando o conteúdo carregado de afeto é referenciado (por exemplo, “Isso é uma arma”) e /ou há expressão não verbal de afeto, como expressões faciais, dicas posturais, nuances da linguagem (tom, volume, entonação). Em geral, as combinações de expressão de afeto, palavras de afeto e temas de conteúdo obtêm classificações mais altas. (1)

A raiva pode incluir temas de luta, destruição, dano a outro personagem ou diálogo agressivo, bem como expressões como “Estou louco”. (2) A ansiedade pode incluir temas assustadores como monstros, fantasmas ou esconder-se dos outros, bem como expressões como “estou com medo”. Também pode incluir temas como ansiedade escolar, preocupações com punição e preocupação, além de sinais de agitação. (3) A tristeza pode incluir temas de solidão e expressões de dor, tristeza ou choro. (4) O prazer pode incluir declarações gerais de preferência, indicações de diversão, bem como expressões de felicidade.

Ferramentas Automáticas de Análise de Efeitos

Embora a análise totalmente automática do afeto a partir de pistas faciais ou linguísticas seja propensa a erros e barulhenta, combinar e agrupar resultados de tal análise ao longo de meses de sessões pode fornecer ao terapeuta uma visão geral, simplificando o acesso aos dados armazenados e economizando tempo na análise. Adaptamos várias ferramentas de última geração para nosso problema e descrevemos essas modalidades separadamente (veja a Figura 1).

Análise de rosto. Localizamos automaticamente o rosto da criança para extrair características emocionais. O principal

As dificuldades para um sistema de análise de afeto facial baseado em computador são as oclusões frequentes e a diversidade de movimentos do corpo e da cabeça nos vídeos de terapia gravados. Nossas gravações vêm de duas câmeras estáticas (2MP WDR EXIR Turret Network Camera, Hikvision) posicionadas nos dois cantos opostos da sala com cerca de 1,5 metros de altura, resultando em relativamente poucas fotos nítidas do rosto da criança durante o jogo, porque as crianças brincam principalmente sentadas em uma cadeira ou no chão e virado para baixo em direção aos brinquedos. A maioria das faces extraídas são de baixa resolução, o que é conhecido por reduzir a qualidade da avaliação automática.

No entanto, a configuração de gravação representa uma configuração típica, realista e selvagem.

Usamos o sistema OpenPose (Cao et al., 2017) para detectar pontos de referência de rosto e corpo em vídeos de ludoterapia. O OpenPose é uma rede neural convolucional de vários estágios com estágios iniciais de processamento de primitivas visuais e cada estágio posterior respondendo a recursos mais complexos. As convoluções dão flexibilidade à rede na localização de recursos na imagem. Selecionamos esta rede, pois demonstrou um bom desempenho para condições de imagem não controladas. O sistema localiza 70 marcos faciais e 25 corporais (pescoço, quadril, ombros, etc.), cujas trajetórias são então suavizadas por uma abordagem de janela deslizante e combinadas com um rastreador, que elimina os efeitos do ruído introduzido no sistema por -detecção de quadros. Isso nos permite localizar, detectar e rastrear as pessoas nos vídeos. Assumindo que cada quadro de vídeo deve conter no máximo uma criança e um terapeuta e comparando a distância entre a articulação do quadril detectada automaticamente e as marcas do pescoço, podemos rastrear automaticamente a criança e o terapeuta na sala e extrair apenas a expressão facial da criança. imagens.

Para representar o afeto facial, usamos uma rede neural profunda de última geração que foi pré-treinada no banco de dados AffectNet (Mollahosseini et al., 2017).

A rede é usada para produzir pontuações de valência e excitação para rostos que possuem expressões emocionais, e possui uma arquitetura estilo ResNeXt (Xie et al., 2017) com 50 camadas e 25 milhões de parâmetros. A técnica de pré-treinar uma rede em um conjunto de dados maior com uma tarefa ou configuração relacionada é conhecida como aprendizado de transferência (Torrey & Shavlik, 2010). Usamos essa abordagem, pois não temos um grande conjunto de expressões faciais anotadas de afeto adquiridas em sessões de psicoterapia. O banco de dados AffectNet tem mais de 450.000 imagens faciais em estado selvagem anotadas manualmente para pontuações contínuas de valência/excitação, o que garante um desempenho robusto para análise de rosto.

O banco de dados AffectNet é uma fonte confiável devido à grande variabilidade no banco de dados, o que o torna um conjunto de dados de referência em seu campo.

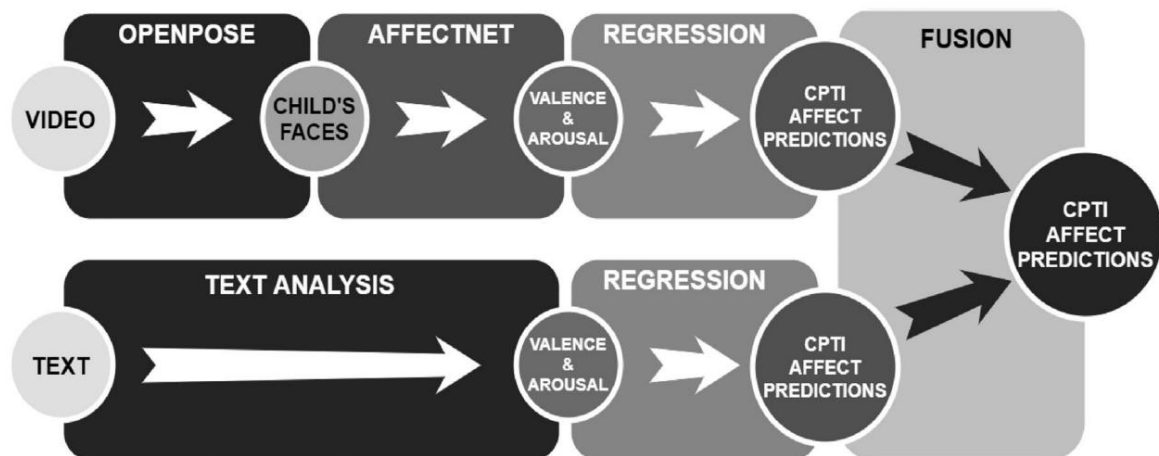


Figura 1. Pipeline do sistema

Nota: CPTI: Instrumento lúdico infantil.

Análise de texto. Nossa abordagem aqui é baseada em um recurso semiautomaticamente preparado que utilizou tradução automática em um dicionário de lemas em inglês (Warriner et al., 2013), seguida de correção manual dos verbetes (Aydyn Oktay et al., 2015). Os escores de afeto são anotados em uma escala de cinco pontos (1–5), e nosso banco de dados contém 15.383 palavras e frases na forma básica com anotações VAD (Valence, Arousal, Dominance). Estes são complementados por uma lista de 72 palavras turcas (adverbiais, adjetivais e nominais) que podem intensificar ou diminuir o atributo afetivo de uma frase e uma lista de 50 interjeições. Ao agrupar pontuações de afeto em nível de sentença, a abordagem é capaz de fornecer um único valor de afeto (para valência ou excitação) para cada sessão.

Os valores afetivos das palavras baseados em corpus não são indicativos de um contexto específico de uso, mas representam a média ou o contexto de uso mais frequente. Certas palavras que são frequentemente encontradas na ludoterapia (como “pai” ou “mãe”) têm valência positiva na maioria dos corpora afetivos, mas, nesse contexto, são tipicamente usadas em um contexto neutro. A preparação de um pequeno léxico específico do contexto para substituir os valores VAD padrão melhora os resultados da análise baseada em texto. Na montagem experimental, utilizamos um conjunto de desenvolvimento para a elaboração deste léxico, a fim de não influenciar positivamente os resultados do conjunto de teste. O sistema realiza análise de afeto em nível de sentença computando pontuações de afeto para unidades menores primeiro (ou seja, palavras e frases) e depois avaliando o efeito de modificadores e negação (Halfon et al., 2016).

Fusão. Quando os espaços de características não são semelhantes em termos de dimensionalidade, combinar sistemas classificadores em nível de decisão (ou pontuação) pode ser uma solução melhor, evitando que uma modalidade domine os resultados. Nós fundimos as duas modalidades na decisão

nível, porque os espaços de recursos brutos das modalidades de vídeo e texto não são semelhantes entre si (valores de pixel versus letras). Os dois algoritmos específicos da modalidade mapeiam separadamente suas entradas para o espaço de valência/despertar, e os regressores os usam para prever os escores de afeto dos filhos. Por fim, para cada sessão, combinamos as previsões provenientes de diferentes modalidades, calculando a média delas.

Procedimentos

Coleta e processamento de dados. Todas as sessões de psicoterapia foram gravadas em vídeo. Uma sessão foi escolhida aleatoriamente das sessões 1–10, 11–20, 21–30, 31–40, 41–50 em cada processo psicoterapêutico, e sessões das fases posteriores do tratamento foram adicionadas quando disponíveis, totalizando 148 sessões. Sessões de 53 crianças. Para as avaliações do CPTI, as sessões de cada criança foram segmentadas e os segmentos de brincadeiras mais longos foram codificados por observadores externos para dimensões de afeto. A codificação de cada sessão levou cerca de 1,5 h. As sessões também foram processadas automaticamente para previsões de afetos faciais e linguísticos. Para a análise do texto, tanto a fala da criança quanto a do terapeuta nas sessões foram transcritas manualmente por estudantes de psicologia. Cada transcrição levou cerca de 3 h de tempo de transcrição.

Análise de dados. Ao relatar os resultados, é usada a validação cruzada de um sujeito de fora, que é uma técnica em que todos os dados do participante, exceto um, são usados para treinamento e os dados do participante excluído são usados para teste. Isso é repetido para cada participante, e os resultados são calculados em média. Essa abordagem é computacionalmente cara, mas produz a estimativa mais confiável da precisão e é mostrada para evitar viés de não independência (Esterman et al., 2010; Fazli et al., 2009).

Abordamos o problema de prever escores de afeto derivados de dimensões de afeto do CPTI como um problema de regressão. A rede neural profunda de análise de rosto que usamos foi treinada com quase meio milhão de imagens de rosto anotadas, o que é necessário para treinar um classificador genérico de rede neural profunda. Usamos dois regressores que requerem menos dados anotados, portanto mais adequados para nosso conjunto de dados; Support Vector Regressor (SVR) e Extreme Learning Machine (ELM), respectivamente. Para mostrar as diferenças entre esses sistemas de aprendizado de máquina com os métodos de regressão estatística, também usamos Regressão Linear e Regressão Polinomial. Um regressor do ELM é uma rede neural com uma camada oculta que usa fatoração de matriz para acelerar o treinamento substituindo a retropropagação, que é uma técnica amplamente utilizada, mas mais lenta, para treinar redes neurais. Na retropropagação, o erro do modelo é expresso matematicamente e a derivada da função de erro é usada para determinar as atualizações iterativas dos parâmetros do modelo.

Por outro lado, o ELM usa uma formulação da saída desejada como uma multiplicação de uma matriz de recursos e uma matriz de parâmetros e obtém os parâmetros por uma única operação pseudo-inversa. Posteriormente, pode ser treinado rapidamente e produz resultados comparáveis às redes neurais profundas (Huang et al., 2006, 2012). Uma máquina de vetor de suporte (SVM) (Suykens & Vandewalle, 1999) é um algoritmo de aprendizado de máquina que encontra uma projeção de alta dimensão dos dados originais onde diferentes classes se tornam linearmente separáveis. Um ponto de dados representado como um ponto em um espaço de recursos d-dimensional (isto é, representado por d valores de recursos) é assim representado em um espaço de recursos dimensional muito mais alto. A projeção é chamada de transformação de kernel e, normalmente, são usados kernels lineares, polinomiais e de função de base radial gaussiana (RBF). Um exemplo de brinquedo é a separação de valores $[y_1(+), 0(y), 1(+)]$ em um problema unidimensional, onde $+/y$ denota a classe. Embora este problema não seja linearmente separável, em um espaço 2-d criado por $f(x)=[x, x^2]$, ele se torna linearmente separável. A fronteira discriminante (isto é, a linha que separa as classes) é projetada de volta ao espaço de características original. Um regressor de vetor de suporte (SVR; Drucker et al., 1997) é uma variante de SVM usada para problemas de regressão. Ambas as abordagens dependem da identificação de amostras de treinamento próximas ao limite, que são então chamadas de vetores de suporte. Em nossos experimentos usamos SVR com RBF e kernels lineares.¹

A fim de investigar a validade externa de nossas previsões automáticas, investigamos se a idade, sexo, problemas de internalização e externalização das crianças predizem os escores de afeto gerados por nosso sistema automático. Como nossas previsões de efeito automáticas no nível da sessão foram aninhadas nos filhos

que estavam aninhados dentro de terapeutas, usamos Modelagem Multinível (MLM) em nossas análises de validade externa.

Resultados

Estatísticas descritivas

A Tabela I mostra as estatísticas descritivas de nossas melhores previsões e os escores de influência do CPTI. Nossa previsão da média de cada classe de afeto tem menos de 5% de erro em comparação com os escores do CPTI.

Resultados da Avaliação para Diferentes Modalidades Previsões

As modalidades de rosto e texto das crianças são usadas para prever as quatro classes de afeto do CPTI: Raiva, Ansiedade, Prazer e Tristeza. A Tabela II mostra as avaliações de desempenho da modalidade face, modalidade texto e fusão das duas modalidades. Usamos o coeficiente de correlação de Pearson (PCC) como nossa métrica de avaliação para avaliar as associações entre nossas previsões de afeto e as dimensões de afeto do CPTI. Usamos a avaliação leave-one-child-out, onde em cada teste os regressores são treinados com dados de 51 crianças e testados com uma criança do conjunto de teste, excluída do treinamento. As cinco diferentes abordagens de regressão para mapeamento de valência/excitação para valores de CPTI são testadas individualmente e mostram diferenças de desempenho dependendo da dimensão afetiva.

Comparando os resultados do PCC entre as modalidades na Tabela II e na Figura 2(a), em geral, os melhores resultados de desempenho são alcançados por SVR com kernel RBF (Raiva), SVR com kernel linear (Tristeza) e ELM (Ansiedade, Prazer). As correlações significativas mostram efeito pequeno a médio. Em seguida, comparamos as modalidades de face e texto entre si, calculando a média dos resultados de todos os regressores para todas as classes de efeitos do CPTI. A Figura 2(b) mostra que a partir da modalidade face os regressores aprenderam apenas a prever o prazer. A fusão das duas modalidades supera ambas as modalidades na previsão do prazer.

A modalidade de face teve um desempenho ruim para todas as outras classes de afeto e, por causa disso, a abordagem de fusão não conseguiu superar a modalidade de texto. A modalidade de texto parece capturar detalhes para prever todas as classes de efeito até certo ponto com efeito pequeno a médio. No geral, as previsões de tristeza têm o menor tamanho de efeito e são os mais difíceis de prever. Por fim, na Figura 2(c), mostramos o desempenho médio de cada regressor. Regressores lineares, como regressão linear e SVR com kernel linear, têm desempenho inferior a outros regressores. Polinomial

Tabela I. Comparações de média e desvio padrão de previsões automatizadas e CPTI afetam os escores.

	Raiva M (SD)	Ansiedade M (SD)	Prazer M (SD)	Tristeza M (SD)
Pontuações de Afetação do CPTI	2,71 (1,60)	2,01 (1,49)	2,71 (1,13)	1,73 (1,29)
Previsões automatizadas	2,84 (0,91)	1,91 (1,07)	2,71 (0,51)	1,68 (0,69)

Observação. CPTI: Instrumento de Ludoterapia Infantil.

regressão, SVR com kernel RBF e show ELM resultados mais promissores.

Análises de validade externa

Nossas sessões de dados (N = 148) foram aninhadas em crianças (N = 53) que foram aninhadas em terapeutas (N = 24). Portanto, usamos uma modelagem multinível (MLM) com MLwin v3 (Rasbash et al., 2009). Vários pacientes foram tratados pelo mesmo terapeutas, então investigamos o grau de interdependência. Em nosso modelo inicial, estimamos um modelo multinível vazio (ou seja, sem variáveis explicativas) prevendo nossas previsões de afeto automatizadas para decompor o nível do terapeuta (Nível 3) e variâncias no nível da criança (Nível 2) e no nível da sessão (Nível 1) para fins de cálculo da intraclass correlações (ICC). Os ICCs em nível de terapeuta foram 0,000 para raiva e ansiedade, o que mostrou que os terapeutas não foram responsáveis por nenhuma variação nesses afetos dimensões. Para tristeza e prazer, os ICCs do nível do terapeuta foram 0,006 e 0,007 consecutivamente, indicando que os terapeutas representaram menos de 1% dos a variação nessas categorias de efeitos. Portanto, a variância não foi atribuível a diferenças entre terapeutas. Em contraste, o entre-paciente Os ICCs foram 0,22 (p < 0,01) para raiva, 0,30 (p < 0,01) para ansiedade sugerindo variação significativa no nível do paciente. No entanto, os ICCs em nível de paciente para tristeza e prazer foram 0,000 e 0,04 respectivamente, não apresentando variação significativa no paciente nível. Decidimos realizar análises com modelos de dois níveis para todas as categorias de afeto, pois nem todas as variâncias eram atribuíveis ao nível de sessão para raiva e ansiedade.

Em seguida, testamos modelos multinível com máxima estimativa de probabilidade (MLM) para analisar se idade das crianças, sexo, internalização e externalização problemas previram nossas previsões automatizadas de efeito. Todos os preditores foram centrados na grande média. Os resultados são apresentados na Tabela III. Nossos resultados mostraram que os meninos expressaram significativamente mais raiva e menos prazer do que as meninas. A idade e os problemas de internalização previram negativamente a expressão da raiva. Não havia associações significativas entre idade, sexo, comportamentos problemáticos, ansiedade e tristeza.

Discussão

Este é o primeiro sistema multimodal em turco para face automática e análise de afeto baseada em linguagem de crianças especificamente adaptadas para uso em sessões de ludoterapia psicodinâmica. Para análise de rosto, usar uma abordagem baseada em aprendizado profundo de última geração. Para ambas as modalidades, os modelos de aprendizado de máquina fornecer uma flexibilidade na estimativa que vai muito além de modelos lineares mais simples, como evidenciado por nossos resultados empíricos.

Nossas descobertas mostram que a fusão de rosto e texto análise de afeto baseada em melhor prediz prazer. Para todos outras classes de afeto, a análise de afeto baseada em texto supera a análise de afeto baseada em rosto e pode prever significativamente raiva, ansiedade e tristeza. No geral, previsões de tristeza têm o desempenho mais baixo pontuações. Os resultados mostram que o sistema automático A análise de afetos é promissora, no entanto, precisa de mais desenvolvimento. Em particular, uma configuração com dois câmeras não é suficiente para capturar o rosto da criança durante o jogo, e isso limita o desempenho da face análise. Fornecemos sugestões específicas para melhoria na próxima seção.

Do ponto de vista clínico, o desempenho nosso sistema de previsões de raiva e prazer pode ser relacionadas com as características da nossa amostra. Estes dois classes de afeto são mais fáceis de expressar para crianças com problemas internalizantes, externalizantes e comórbidos. Crianças com problemas de internalização tendem a evitar emoções negativas auto-relacionadas, como ansiedade (Bizzi e outros, 2019). Crianças com externalização e comorbidade Os problemas podem usar o afeto agressivo para se proteger da desregulação que vem da experiência de sentimentos disfóricos, como tristeza, ansiedade e medo (Rice & Hoffman, 2014). Além disso, tem foi sugerido que algumas expressões de raiva e a agressão pode servir para mascarar a tristeza sentida ou outros sentimentos disfóricos (Cole & Zahn-Waxler, 1992). Portanto, é possível que o prazer e a raiva sejam mais facilmente observável com esta coorte. Sentimentos de ansiedade e a tristeza pode ser expressa mais facilmente em relação as fases posteriores do tratamento, quando as crianças desenvolvem uma capacidade de regulação emocional mais intacta para tolerar essas emoções (Hoffman et al., 2016).

Nossas análises de validade externa mostram que os meninos expressaram mais raiva e menos prazer do que as meninas.

Infantile

Tabela II. Correlações entre previsões automatizadas de afeto usando diferentes abordagens de regressão e dimensões de afeto CPTI.

Dimensões do Afetado CPTI													
Previsões de efeito automatizadas		Raiva r	95% CI	Ansiedade r		95% CI	Prazer r		95% CI	Tristeza r		95% CI	
Enfrentar	Regressão linear	0.063	ȳ0,100	0,222	ȳ0,079	ȳ0,237	0,084	0,339 ȳȳ	0,188	0,475	0,061	ȳ0,102	0,220
	Regressão Polinomial	ȳ0.004	ȳ0,165	0,158	0,032	ȳ0,130	0,193	0,276 ȳȳ	0,119	0,419	0,134	ȳ0,028	0,289
	SVR (Linear)	0.166ȳȳ	0,005	0,319	ȳ0,213ȳȳ	ȳ0,362	ȳ0,053	0,311 ȳȳ	0,158	0,450	0,052	ȳ0,111	0,212
	SVR (RBF)	0.105	ȳ0,058	0,262	ȳ0,028	ȳ0,189	0,134	0,243 ȳȳ	0,085	0,389	0,025	ȳ0,137	0,186
	OLMO	0.109	ȳ0,054	ȳ0,265	0,031	ȳ0,131	0,192	0,340 ȳȳ	0,189	0,475	0,118	ȳ0,044	0,275
Texto	Regressão linear	0.265ȳȳȳȳ	0,108	0,409	0,188ȳȳ	0,027	0,339	0,267 ȳȳ	0,111	0,411	0,219ȳȳȳȳ	0,060	0,368
	Regressão Polinomial	0.352ȳȳȳȳ	0,202	0,486	0,319ȳȳȳȳ	0,166	0,457	0,374 ȳȳȳȳ	0,226	0,505	0,152	ȳ0,010	0,306
	SVR (Linear)	0.216ȳȳȳȳ	0,056	0,364	0,279ȳȳȳȳ	0,123	0,422	0,183 ȳȳȳȳ	0,022	0,335	0,262ȳȳȳȳ	0,105	0,406
	SVR (RBF)	0.536ȳȳȳȳ	0,410	0,642	0,309ȳȳȳȳ	0,155	0,448	0,264 ȳȳȳȳ	0,107	0,408	0,201ȳȳȳȳ	0,041	0,351
	OLMO	0.294ȳȳȳȳ	0,139	0,435	0,386ȳȳȳȳ	0,239	0,515	0,308 ȳȳȳȳ	0,154	0,447	0,192ȳȳȳȳ	0,031	0,343
Fusão	Regressão linear	0.236ȳȳȳȳ	0,078	0,383	0,089	ȳ0,074	0,247	0,385 ȳȳȳȳ	0,238	0,515	0,193ȳȳȳȳ	0,032	0,343
	Regressão Polinomial	0.234ȳȳȳȳ	0,075	0,381	0,235ȳȳȳȳ	0,076	0,382	0,417	0,274	0,542	0,181ȳȳȳȳ	0,020	0,333
	SVR (Linear)	0.256ȳȳȳȳ	0,099	0,401	0,116	ȳ0,046	0,273	ȳzar	0,198	0,483	0,211ȳȳȳȳ	0,051	0,360
	SVR (RBF)	0.520ȳȳȳȳ	0,391	0,629	0,245ȳȳȳȳ	0,087	0,391	0,349 ~	0,194	0,479	0,185ȳȳȳȳ	0,024	0,336
	OLMO	0.310ȳȳȳȳ	0,157	0,449	0,116 0,245ȳȳȳȳ	0,146	0,441	0,308 0,385 0,441 0,499	0,299	0,553	0,227ȳȳȳȳ	0,068	0,375

Observação. CPTI: Instrumento Ludoterapêutico Infantil; SVR: Regressor de Vetor de Suporte; RBF: Função de Base Radial; ELM: Extreme Learning Machine.
ȳp<0,05; ȳȳp<0,01.

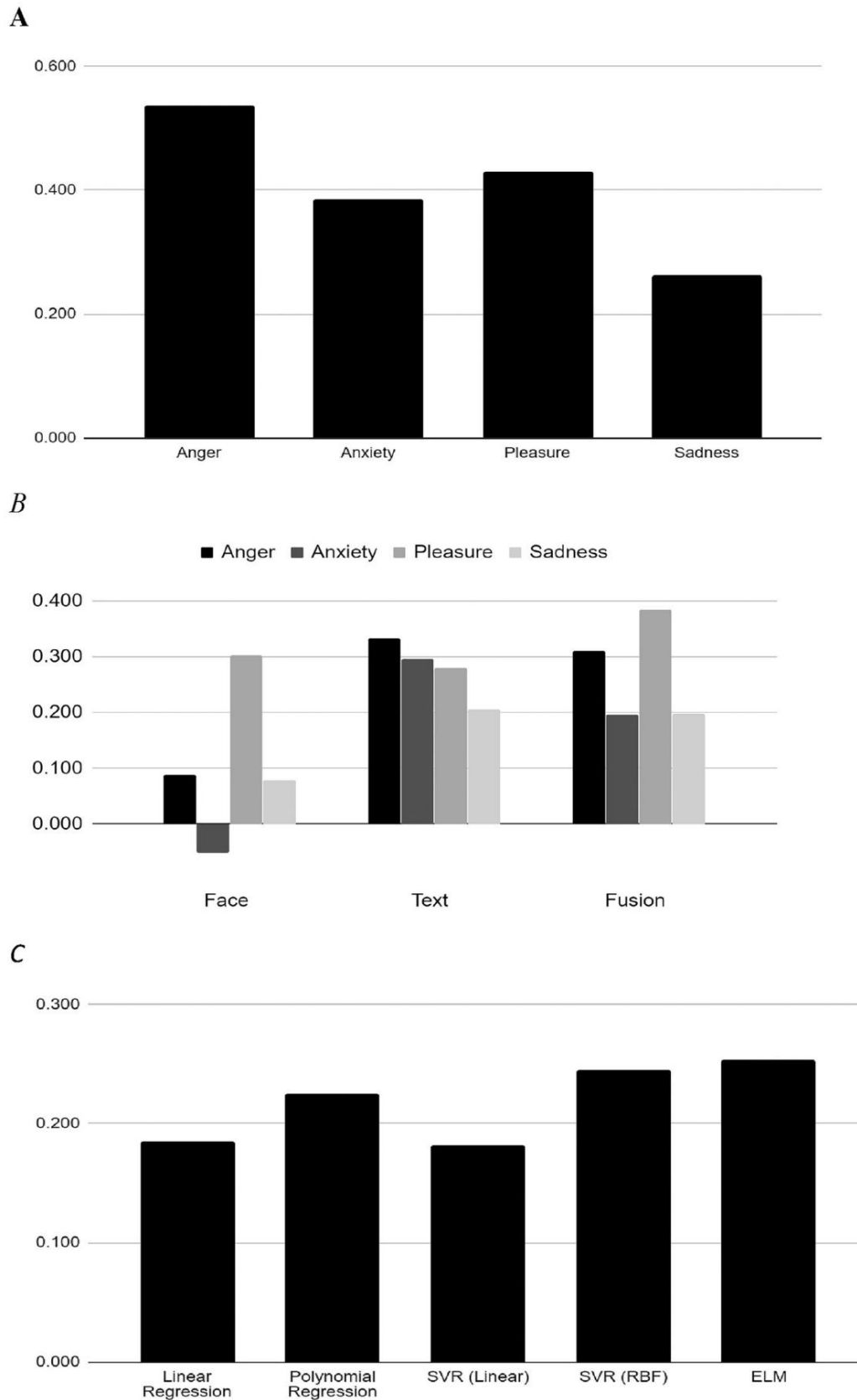


Figura 2. Comparação de desempenho para A: correlações mais altas entre previsões automatizadas de afetos e classes de afetos CPTI, B: médias de correlações entre modalidades, C: médias de correlações de regressores.

Nota: SVR: Regressor de Vetor de Suporte; RBF: Função de Base Radial; ELM Extreme Learning Machine.

Uoifas

Tabela III. Modelo multinível na previsão de escores automatizados de afeto.

Características da linha de base B	Previsões de efeito automatizadas													
	Tristeza			Ansiedade			Prazer			Raiva				
	SE	95% CI		B	SE	95% CI	B	SE	95% CI	B	SE	95% CI		
Interceptar	1,681 0,055	1,573	1,790	1,901 0,103	1,699 2,103		2,706	0,042	2,624	2,788	2,839	0,070	2,702	2,976
Era	0,027 0,030	ỹ0,033	0,086	0,017 0,054	ỹ0,090	0,123	0,013	0,023 -0,032		0,058 ỹ0,090	ỹ0,038	ỹ0,164	ỹ0,016	
Sexo	ỹ0,159 0,122	ỹ0,397	0,080	0,337 0,224	ỹ0,102	0,777 ỹ0,187	ỹ0,092	ỹ0,367	ỹ0,007		0,542	ỹ0,152	0,244	0,841
Problemas de internalização	0,006 0,007	ỹ0,007	0,019 ỹ0,002	0,012 ỹ0,026	0,022		0,002	0,005 -0,008		0,012 ỹ0,018	ỹ0,008	ỹ0,035	ỹ0,002	
Problemas de externalização	ỹ0,000 0,007	ỹ0,013	0,013 ỹ0,016	0,013 ỹ0,041	0,008	ỹ0,003		0,005 -0,013		0,007 -0,005		0,009 -0,021		0,012

Observação. O sexo foi codificado como 0 = feminino, 1 = masculino.

ỹp<0,05; ỹỹp<0,01.

Isso é consistente com revisões meta-analíticas que mostram diferenças de gênero na expressão de emoções, com as meninas exibindo maiores níveis de emoções positivas do que os meninos, particularmente felicidade, enquanto os meninos expressam mais emoções externalizantes, como raiva (Chaplin & Aldao, 2013). Em nossos dados, a expressão de raiva diminuiu à medida que as crianças ficaram mais velhas. As crianças mais novas geralmente expressam mais emoção do que as mais velhas e, em média, os níveis médios de raiva diminuem após a primeira infância e na segunda infância, possivelmente porque as crianças regulam melhor suas emoções (Liu et al., 2018). Problemas de internalização foram inversamente associados à expressão de raiva. Na literatura, a raiva está geralmente associada a problemas externalizantes, enquanto mais ansiedade, medo e tristeza estão associados a problemas internalizantes (Eisenberg et al., 2005). Portanto, nossas análises de validade externa apoiam parcialmente a literatura. Não encontramos associações significativas com ansiedade e tristeza, o que sugere a necessidade de desenvolver a sensibilidade do nosso sistema nessas dimensões.

Direções para Melhoria

Os tamanhos de efeito pequenos a médios implicam a necessidade de desenvolver ainda mais o sistema, particularmente nas análises de efeito facial. Esses resultados são parcialmente causados pelas condições de gravação; duas câmeras não são suficientes para capturar os rostos das crianças para um número suficiente de quadros durante a brincadeira. O principal desafio na modalidade de rosto foi capturar o rosto de uma visão frontal e clara durante as sessões de jogo com apenas algumas câmeras estáticas. O desempenho pode ser melhorado com a adição de mais recursos, o que fará a diferença entre custo e precisão. Também observamos que uma configuração de gravação típica raramente usa mais de duas câmeras. O ajuste fino da rede nos rostos das crianças definitivamente melhoraria o desempenho do nosso sistema, mas a falta de bancos de dados de rostos de crianças grandes e anotados não permite isso. Isso é causado principalmente por preocupações de privacidade dos pais, com menos pais consentindo com as gravações da câmera. Há também a dificuldade de anotar os rostos das crianças porque, em comparação com os rostos dos adultos, os rostos das crianças têm muito mais expressividade e suas expressões mudam muito mais rapidamente. Além disso, a análise de afetos de seus movimentos corporais pode ser considerada como modalidades adicionais para melhorar a precisão.

O principal desafio na análise baseada em linguagem foi o fato de a interação ter sido realizada em turco, para o qual as ferramentas de análise ainda estão sendo desenvolvidas. Como não tivemos acesso a amostragem de voz de alta qualidade, não tentamos uma análise de efeito paralinguístico nesses dados, mas é uma modalidade adicional que

podem ser considerados em tais sistemas. Para a fase de aplicação de nossa ferramenta, incluir um microfone e transcrever automaticamente as sessões seria um recurso adicional a ser considerado (Wu et al., 2019).

Como agregamos dados dentro da sessão para produzir uma única previsão de efeito por sessão (por dimensão), a dinâmica temporal foi desconsiderada. Pode-se argumentar que a análise temporal das expressões faciais exigiria dados com menos lacunas, mas como as transcrições das sessões são completas, a dinâmica temporal pode ser estudada a partir do texto. A análise da linguagem, por outro lado, pode ser melhorada usando dados específicos de domínio anotados para treinar classificadores. Além disso, estudos de corpus afetivos aprimorados terão um impacto direto. No entanto, ter uma única pontuação de valência e excitação para cada palavra é uma representação altamente simplificada. Idealmente, cada palavra terá conjuntos de pontuações dependentes do contexto, mas é necessária uma extensa pesquisa para estabelecer tais representações do afeto baseado no texto.

Instruções para uso futuro

Após implementar as sugestões acima e melhorar a precisão e explicabilidade do sistema, é possível utilizar essas ferramentas em diferentes aplicações.

Pesquisas futuras podem avaliar a regulação emocional, que se refere a processos que amplificam, mantêm ou diminuem a intensidade das emoções (Gratz et al., 2015). Há evidências de que as intervenções dos terapeutas ajudam as crianças a regular suas emoções na psicoterapia psicodinâmica infantil (Halfon et al., 2017; Halfon & Bulut, 2019; Hoffman et al., 2016). Com as ferramentas apresentadas no artigo, pode ser possível mapear as diferenças nos níveis de excitação das crianças após as intervenções do terapeuta.

Há também uma riqueza de pesquisas nesta área em relacionamentos próximos explorando como as diádes ajudam umas às outras a gerenciar suas experiências emocionais (por exemplo, diádes pais-bebê, Feldman, 2003; relacionamentos românticos, Butner et al., 2007; psicologia social Butler & Randall, 2013). Esse processo, também conhecido como co-regulação emocional, remete à ideia de que a regulação é um processo diádico não apenas determinado pelo próprio estado emocional interno do indivíduo, mas também pelos estados emocionais de outras pessoas com quem o indivíduo está interagindo. Esse tipo de regulação diádica pode acontecer por meio de uma ampla gama de modalidades, como movimento corporal, expressões faciais, movimentos oculares, sinais fisiológicos, comportamento paraverbal, estilo linguístico e outros e é descrito em termos de sincronia (Kleinbub, 2017). Indicadores não verbais que avaliam o acoplamento das respostas emocionais e corporais do terapeuta e do paciente têm sido estudados em psicoterapia de adultos, como

padrões no tom vocal (Imel et al., 2014), movimentos de cabeça (Ramseyer & Tschacher, 2014) e movimentos de corpo inteiro (Ramseyer & Tschacher, 2014). No entanto, estes ainda não foram investigados na psicoterapia psicodinâmica infantil. Alternativamente, pode ser possível monitorar as reações de contratransferência dos terapeutas às emoções da criança, algumas das quais os terapeutas podem não estar cientes. As expressões afetivas momento-a-momento entre o terapeuta e o paciente e seus desdobramentos dinâmicos temporais, a coordenação bem como a bidirecionalidade de suas trocas afetivas seriam extensões óbvias deste trabalho. Tal análise de sincronia e rapport aumentará o valor do sistema como ferramenta clínica.

As ferramentas apresentadas no artigo também podem ser usadas para ajudar os médicos a comparar as características de afeto de seus pacientes e conduzir investigações mais detalhadas de suas sessões. Ao obter pontuações de expressão de afeto de cada sessão e observar mais de perto a variação intra-sessão na expressão de afeto, seria possível detectar sessões que diferem em suas distribuições de afeto, o que pode permitir que o clínico capte padrões. O clínico pode observar as pontuações de valência e excitação dos terapeutas e pacientes no decorrer da sessão. Também pode ser possível comparar se os pacientes seguem um curso esperado de evolução nas características do afeto. Por exemplo, para crianças com problemas de externalização, seria de se esperar que iniciassem o tratamento com raiva elevada, porém, à medida que o tratamento avança, as crianças devem ser capazes de expressar afetos mais angustiantes, como ansiedade e tristeza, que foram inicialmente repelidos por comportamentos agressivos. afetar (Hoffman et al., 2016).

Em conclusão, esta é a primeira ferramenta automática de análise de afeto facial e linguística adaptada, desenvolvida e combinada em um sistema que prevê afeto sobre dados longitudinais em terapia psicodinâmica do jogo. Nossos resultados são promissores e sugestões específicas para melhorias em futuras pesquisas e aplicações para uso em configurações futuras são fornecidas.

Financiamento

Este estudo foi parcialmente financiado pelo Conselho de Pesquisa Científica e Tecnológica da Turquia (TUBITAK) Projeto No: 215K180.

Observação

¹ O código desenvolvido para o projeto pode ser baixado do repositório GitHub: <https://github.com/dmetehan/Multimodal-Affect-Analysis-of-Psychodynamic-Play-Therapy>

Referências

- Ablon, JS, Levy, RA, & Katzenstein, T. (2006). Além das marcas de psicoterapia: identificando processos de mudança empiricamente apoiados. *Psicoterapia: Teoria, Pesquisa, Prática, Treinamento*, 43(2), 216–231. <https://doi.org/10.1037/0033-3204.43.2.216>
- Achenbach, TM (1991). Manual do checklist de comportamento infantil/4-18 e perfil. Universidade de Vermont, Departamento de Psiquiatria.
- Aydın Oktay, E., Balci, K., & Salah, AA (2015). Avaliação automática do conteúdo afetivo dimensional em mensagens de bate-papo multipartidárias turcas. In *Proceedings of the International Workshop on Emotion Representations and Modeling for Companion Technologies* (pp. 19–24). Associação de Máquinas de Computação.
- Baltrušaitis, T., Zadeh, A., Lim, YC, & Morency, LP (2018). Openface 2.0: Kit de ferramentas de análise de comportamento facial. In *Proceedings of 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition* (pp. 59–66). Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.
- Bizzi, F., Ensink, K., Borelli, J., Charpentier-Mora, S., & Cavanna, D. (2019). Apego e funcionamento reflexivo em crianças com transtornos de sintomas somáticos e transtornos de comportamento disruptivo. *Psiquiatria Europeia da Criança e do Adolescente*, 28(5), 705-717. <https://doi.org/10.1007/s00787-018-1238-5>
- Blagys, MD, & Hilsenroth, MJ (2000). Características distintivas da psicoterapia psicodinâmica-interpessoal de curta duração: uma revisão da literatura sobre o processo de psicoterapia comparativa. *Psicologia Clínica: Ciência e Prática*, 7 (2), 167-188.
- Butler, EA, & Randall, AK (2013). Corregulação emocional em relacionamentos íntimos. *Emotion Review*, 5(2), 202–210. <https://doi.org/10.1177/1754073912451630>
- Butner, J., Diamond, LM, & Hicks, AM (2007). Estilo de apego e duas formas de co-regulação afetiva entre parceiros românticos. *Relações Pessoais*, 14(3), 431–455. <https://doi.org/10.1111/j.1475-6811.2007.00164.x>
- Calvo, RA, & D'Mello, S. (2010). Detecção de efeitos: Uma revisão interdisciplinar de modelos, métodos e suas aplicações. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1(1), 18–37. <https://doi.org/10.1109/T-AFFC.2010.1>
- Cao, Z., Simon, T., Wei, SE, & Sheikh, Y. (2017). Estimativa de pose 2D multipessoal em tempo real usando campos de afinidade de peça. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 7291–7299). Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.
- Chaplin, TM, & Aldao, A. (2013). Diferenças de gênero na expressão de emoções em crianças: uma revisão meta-analítica. *Psychological Bulletin*, 139(4), 735-765. <https://doi.org/10.1037/a0030737>
- Chari, U., Hirisave, U., & Appaji, L. (2013). Explorando a ludoterapia em oncologia pediátrica: um esforço preliminar. *The Indian Journal of Pediatrics*, 80(4), 303–308. <https://doi.org/10.1007/s12098-012-0807-8>
- Chazan, SE (2000). Utilizando o instrumento de ludoterapia infantil (CPTI) para medir o desenvolvimento do brincar em tratamento simultâneo: um estudo de caso. *Jornal de Saúde Mental Infantil*, 21(3), 211–221. [https://doi.org/10.1002/1097-0355\(200007\)21:3<211::AID-IMHJ6>3.0.CO;2-H](https://doi.org/10.1002/1097-0355(200007)21:3<211::AID-IMHJ6>3.0.CO;2-H)
- Chazan, SE (2001). Em direção a uma sintaxe não verbal da ludoterapia. *Investigação Psicanalítica*, 21(3), 394-406. <https://doi.org/10.1080/07351692109348943>
- Chazan, SE, & Wolf, J. (2002). Usando o instrumento de ludoterapia para medir a mudança na psicoterapia: o jogador em conflito. *Journal of Infant, Child, and Adolescent Psychotherapy*, 2 (3), 73-102. <https://doi.org/10.1080/15289168.2002.10486407>
- Cohen, E., Chazan, S., Lerner, M., & Maimon, E. (2010). Brincadeiras pós-traumáticas em crianças expostas ao terrorismo: uma

- estudo empírico. *Jornal de Saúde Mental Infantil*, 31(2), 159–181. <https://doi.org/10.1002/imhj.20250>
- Cole, PM, & Zahn-Waxler, C. (1992). Desregulação emocional em transtornos de comportamento disruptivo. Em D. Cicchetti & SL Toth (Eds.), *Rochester Symposium on Developmental Psychopathology: Vol. 4. Perspectivas de Desenvolvimento sobre a Depressão* (pp. 173-210). Univeisidade da Rochester Press.
- Diener, MJ, Hilsenroth, MJ, & Weinberger, J. (2007). Foco do afeto do terapeuta e resultados do paciente em psicoterapia psicodinâmica: uma meta-análise. *American Journal of Psychiatry*, 164(6), 936-941. <https://doi.org/10.1176/ajp.2007.164.6.936>
- D'Mello, SK, & Kory, J. (2015). Uma revisão e meta-análise de sistemas multimodais de detecção de afeto. *ACM Computing Surveys*, 47(3), 1–36. <https://doi.org/10.1145/2682899>
- Doyran, M., Türkmen, B., Oktay, EA, Halfon, S., & Salah, AA (2019). Análise de afeto baseada em vídeo e texto de crianças em ludoterapia. Em 2019 Conferência Internacional sobre Interação Multimodal (pp. 26–34). Associação de Máquinas de Computação.
- Drucker, H., Burges, CJ, Kaufman, L., Smola, AJ, & Vapnik, V. (1997). Suporta máquinas de regressão vetorial. In *Avanços em sistemas de processamento de informação neural*.
- Dunn, J., & Hughes, C. (2001). "Eu peguei algumas espadas e você está morto!": Fantasia violenta, comportamento anti-social, amizade e sensibilidade moral em crianças pequenas. *Desenvolvimento Infantil*, 72(2), 491-505. <https://doi.org/10.1111/1467-8624.00292>
- Eisenberg, N., Sadovsky, A., Spinrad, TL, Fabes, RA, Losoya, SH, Valiente, C., Reiser, M., Cumberland, A., & Shepard, S. (2005). As relações do status do comportamento problemático com a emocionalidade negativa das crianças, controle de esforço e impulsividade: relações simultâneas e previsão de mudança. *Psicologia do Desenvolvimento*, 41(1), 193-211. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.41.1.193>
- Ekman, P. (1994). Todas as emoções são básicas. Em P. Ekman & RJ Davidson (Eds.), *A natureza da emoção: questões fundamentais* (pp. 15-19). Imprensa da Universidade de Oxford.
- Ekman, P., Friesen, WV, & Hager, JC (2002). Sistema de codificação de ação facial: O manual em CD Rom. Um Rosto Humano.
- Erol, N., & Yimsek, Z. (2010). *Okul ça'yı çocuk ve gençler için davranış de'yerlendirme ölçekleri el kitabı*. Ancara: Mentis Yayın'cılık.
- Esterman, M., Tamber-Rosenau, BJ, Chiu, YC, & Yantis, S. (2010). Evitando a não independência na análise de dados de fMRI: Deixe um sujeito de fora. *Neuroimagem*, 50(2), 572-576. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.10.092>
- Fazli, S., Popescu, F., Danóczy, M., Blankertz, B., Müller, KR, & Grozea, C. (2009). Classificação do estado mental independente do sujeito em ensaios únicos. *Redes Neurais*, 22(9), 1305–1312. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2009.06.003>
- Feldman, R. (2003). Sincronia bebê-mãe e bebê-pai: A co-regulação da excitação positiva. *Jornal de Saúde Mental Infantil*, 24(1), 1–23. <https://doi.org/10.1002/imhj.10041>
- Fonagy, P., Gergely, G., Jurist, E., & Target, M. (2002). Afeta a regulação, a mentalização e o desenvolvimento do self. Outra Imprensa.
- Gratz, KL, Weiss, NH, & Tull, MT (2015). Examinar a regulação emocional como resultado, mecanismo ou alvo de tratamentos psicológicos. *Current Opinion in Psychology*, 3, 85-90. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2015.02.010>
- Greenberg, LS, & Pascual-Leone, A. (2006). Emoção em psicoterapia: uma revisão de pesquisa amigável à prática. *Jornal de Psicologia Clínica*, 62(5), 611-630. <https://doi.org/10.1002/jclp.20252>
- Gunes, H., & Pantic, M. (2010). Reconhecimento automático, dimensional e contínuo de emoções. *International Journal of Synthetic Emotions*, 1(1), 68–99. <https://doi.org/10.4018/jse.2010101605>
- Gunes, H., & Schuller, B. (2013). Análise de efeitos categóricos e dimensionais em entrada contínua: tendências atuais e futuras
- instruções. *Image and Vision Computing*, 31(2), 120–136. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2012.06.016>
- Halfon, S. (2017). Construções do perfil do brincar: uma avaliação empírica do brincar infantil na ludoterapia psicodinâmica. *Journal of Infant, Child, and Adolescent Psychotherapy*, 16(3), 219–233. <https://doi.org/10.1080/15289168.2017.1312875>
- Halfon, S. (2020). Técnica psicodinâmica e aliança terapêutica na predição de resultados em psicoterapia psicodinâmica infantil. Manuscrito submetido para publicação.
- Halfon, S., Ayдын Oktay, E., & Salah, AA (2016). Avaliando as dimensões afetivas do brincar na psicoterapia infantil psicodinâmica por meio da análise de texto. In *Workshop internacional sobre compreensão do comportamento humano* (pp. 15-34). Springer.
- Halfon, S., Bekar, O., & Gürleyen, B. (2017). Uma análise empírica da fala do estado mental e regulação do afeto em dois casos únicos de terapia psicodinâmica infantil. *Psicoterapia*, 54(2), 207-219. <https://doi.org/10.1037/pst0000113>
- Halfon, S., & Bulut, P. (2019). Mentalização e crescimento do jogo simbólico e regulação do afeto na terapia psicodinâmica para crianças com problemas de comportamento. *Psychotherapy Research*, 2(2), 1–13. <https://doi.org/10.1080/10503307.2017.1393577>
- Halfon, S., Yılmaz, M., & Çavdar, A. (2019). Mentalização, expressão de emoção negativa sessão a sessão, jogo simbólico e regulação de afeto na psicoterapia psicodinâmica infantil. *Psicoterapia* (Chicago, Illinois).
- Hoffman, L., Rice, T., & Prout, T. (2016). Manual de psicoterapia focada na regulação para crianças (RFP-C) com comportamentos externalizantes: uma abordagem psicodinâmica. Routledge. /Taylor & Francis Group.
- Huang, G., Zhou, H., Ding, X., & Zhang, R. (2012). Máquina de aprendizado extremo para regressão e classificação multiclasse. *Transações IEEE em Sistemas, Homem e Cibernética, Parte B (Cibernética)*, 42(2), 513–529. <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2011.2168604>
- Huang, GB, Zhu, QY, & Siew, CK (2006). Máquina de aprendizado extremo: teoria e aplicações. *Neurocomputing*, 70(1-3), 489-501. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2005.12.126>
- Imel, ZE, Barco, JS, Brown, HJ, Baucom, BR, Baer, JS, Kircher, JC, & Atkins, DC (2014). A associação da empatia e sincronia do terapeuta na excitação codificada vocalmente. *Journal of Counseling Psychology*, 61(1), 146–153. <https://doi.org/10.1037/a0034943>
- Jaiswal, S., & Valstar, M. (2016). Aprendizado profundo da aparência dinâmica e da forma das unidades de ação facial. In *Proceedings of IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision* (pp. 1-8). Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.
- Jones, EE, & Pulos, SM (1993). Comparando o processo em terapias psicodinâmicas e cognitivo-comportamentais. *Jornal de Consultoria e Psicologia Clínica*, 61(2), 306–316. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.61.2.306>
- Kaya, H., Gürpınar, F., & Salah, AA (2017a). Reconhecimento de emoções baseado em vídeo na natureza usando aprendizado de transferência profunda e fusão de pontuação. *Computação de Imagem e Visão*, 65, 66–75. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2017.01.012>
- Kaya, H., Salah, AA, Karpov, A., Frolova, O., Grigorev, A., & Lyakso, E. (2017b). Emoção, idade e classificação de gênero na fala de crianças por humanos e máquinas. *Computer Speech & Language*, 46, 268–283. <https://doi.org/10.1016/j.csl.2017.06.002>
- Kernberg, PF, & Chazan, SE (1991). Crianças com transtorno de conduta ordens: Um manual de psicoterapia. Livros Básicos.
- Kernberg, PF, Chazan, SE, & Normandin, L. (1998). O instrumento lúdico terapêutico infantil (CPTI): descrição, desenvolvimento e estudos de confiabilidade. *The Journal of Psychotherapy Practice and Research*, 7(3), 196–207.
- Khan, RA, Crenn, A., Meyer, A., & Bouakaz, S. (2019). Um novo banco de dados de expressões faciais espontâneas de crianças (LIRIS

16 S. Halfon et al.

CSE). Computação de Imagem e Visão, 83, 63–69. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2019.02.004> Kleinbub, JR (2017). Estado da arte da fisiologia interpessoal em psicoterapia: uma revisão sistemática. *Frontiers in Psychology*, 8, 2053. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.02053> Kleinsmith, A., & Bianchi-Berthouze, N. (2013). Percepção e reconhecimento da expressão corporal afetiva: uma pesquisa. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 4(1), 15–33. <https://doi.org/10.1109/T-AFFC.2012.16> Lane, RD, Ryan, L., Nadel, L., & Greenberg, L. (2015).

Reconsolidação da memória, excitação emocional e o processo de mudança na psicoterapia: novos insights da ciência do cérebro.

Ciências do Comportamento e do Cérebro, 38, 1-64. <http://doi.org/10.1017/S0140525X14000041>

Larochette, AC, Chambers, CT, & Craig, KD (2006).

Expressões faciais genuínas, suprimidas e fingidas de dor em crianças. *Dor*, 126(1-3), 64-71. <https://doi.org/10.1016/j.pain.2006.06.013>

Lengua, LJ (2003). Associações entre emocionalidade, autorregulação, problemas de ajustamento e ajustamento positivo na segunda infância.

Journal of Applied Developmental Psychology, 24(5), 595–618. <https://doi.org/10.1016/j.appdev.2003.08.002> Li, S., & Deng, W. (2020).

Reconhecimento de expressão facial profunda: uma pesquisa. *IEEE Transactions on Affective Computing*, no prelo.

Littlewort, GC, Bartlett, MS, Salamanca, LP, & Reilly, J.

(2011, março). Medição automatizada das expressões faciais das crianças durante tarefas de resolução de problemas. In *Proceedings of 9th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition* (pp. 30–35). Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.

Liu, C., Moore, GA, Beekman, C., Pérez-Edgar, KE, Leve, L.

D., Shaw, DS, Ganiban, JM, Natsuaki, MN, Reiss, D., & Neiderhiser, JM (2018). Padrões de desenvolvimento de raiva desde a infância até a segunda infância predizem comportamentos problemáticos aos 8 anos. *Developmental Psychology*, 54(11), 2090. <https://doi.org/10.1037/dev0000589> Luborsky, L. (1984). Princípios de psicoterapia psicanalítica: um manual para tratamento de suporte/expressivo. *Livros Básicos*.

Lucey, P., Cohn, JF, Kanade, T., Saragih, J., Ambadar, Z., & Matthews, I. (2010). O conjunto de dados Cohn-Kanade estendido (CK+): Um conjunto de dados completo para unidade de ação e expressão específica de emoção. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* (pp. 94-101). Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.

Malan, D. (2001). A psicoterapia individual e a ciência da psi terapia (2ª ed.). Butterworths.

Mehrabian, A. (1970). Um espaço semântico para o comportamento não-verbal. *Jornal de Consultoria e Psicologia Clínica*, 35(2), 248–257. <https://doi.org/10.1037/h0030083>

Mohammad, SM (2016). Análise de sentimentos: Detectando valência, emoções e outros estados afetivos do texto. Em *Medição de emoções* (pp. 201–237). Editora Woodhead.

Mollahosseini, A., Hasani, B., & Mahoor, MH (2017).

AffectNet: Um banco de dados para computação de expressão facial, valência e excitação na natureza. *arXiv pré-impressão arXiv:1708.03985*.

Munezero, MD, Montero, CS, Sutinen, E., & Pajunen, J.

(2014). Eles são diferentes? Afeto, sentimento, emoção, sentimento e detecção de opinião no texto. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 5(2), 101–111. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2317187>

Oflazer, K., & Saraçlar, M. (eds.). (2018). *Processamento de linguagem natural turca*. Springer.

Oldehinkel, AJ, Hartman, CA, Winter, AF, Veenstra, R., & Ormel, J. (2004).

Perfis de temperamento associados a problemas internalizantes e externalizantes na pré-adolescência. *Desenvolvimento e Psicopatologia*, 16(2), 421-440. <https://doi.org/10.1017/S0954579404044591>

Picard, RW (1995). *Computação afetiva*. Imprensa do MIT.

Ramseyer, F., & Tschacher, W. (2014). Sincronia não-verbal do movimento da cabeça e do corpo na psicoterapia: sinais diferentes têm associações diferentes com o resultado. *Fronteiras em*

Psicologia, 5, 979. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00979> Rasbash, J., Steele, F., Browne, WJ, & Goldstein, H. (2009). Um guia do usuário para MLwiN, v2. 10. Centro de Modelagem Multinível, Universidade de Bristol.

Arroz, TR, & Hoffman, L. (2014). Mecanismos de defesa e regulação emocional implícita: Uma comparação de um construto psicodinâmico com um da neurociência contemporânea. *Jornal da Associação Psicanalítica Americana*, 62(4), 693-708. <https://doi.org/10.1177/0003065114546746>

Russ, SW, & Niec, LN (2011). *Brincar na prática clínica: Evidências abordagens baseadas*. Imprensa Guilford.

Russel, JA (1980). Um modelo circunpleto de afeto. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161–1178. <https://doi.org/10.1037/h0077714> Scott, TJL, Short, EJ, Singer, LT, Russ, SW, & Minnes, S.

(2006). Propriedades psicométricas da avaliação interativa Dominic: um auto-relato computadorizado para crianças.

Avaliação, 13(1), 16–26. <https://doi.org/10.1177/1073191105284843>

Suykens, JA, & Vandewalle, J. (1999). Os mínimos quadrados suportam classificadores de máquina vetorial. *Cartas de Processamento Neural*, 9(3), 293-300. <https://doi.org/10.1023/A:1018628609742> Torrey, L., & Shavlik, J. (2010). Transferir aprendizado. Em E. Soria, J.

Martin, R. Magdalena, M. Martinez & A. Serrano (Eds.), *Manual de pesquisa sobre aplicativos e tendências de aprendizado de máquina: Algoritmos, métodos e técnicas* (pp. 242-264). IGI global.

Verheugt-Pleiter, AJE, Zevalkink, J., & Schmeets, MGC

(2008). *Mentalização na terapia infantil*. Karnac.

Von Klitzing, K., Kelsay, K., Emde, RN, Robinson, J., & Schmitz, S. (2000).

Características específicas de gênero de narrativas de brincadeiras de crianças de 5 anos e associações com classificações de comportamento. *Jornal da Academia Americana de Psiquiatria Infantil e Adolescente*, 39(8), 1017-1023. <https://doi.org/10.1097/00004583-200008000-00017>

Warriner, AB, Kuperman, V., & Brysbaert, M. (2013). Normas de valência, excitação e dominância para 13.915 lemas ingleses. *Behavior Research Methods*, 45(4), 1191-1207. <https://doi.org/10.3758/s13428-012-0314-x>

Wegrzyn, M., Vogt, M., Kirecioglu, B., Schneider, J., & Kissler, J.

(2017). Mapeando a face emocional. Como as partes individuais do rosto contribuem para o reconhecimento de emoções bem-sucedido. *PloS Um*, 12 (5). Artigo e0177239. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0177239>

Wu, F., García, LP, & Khudanpur, S. (2019). Avanços no reconhecimento automático de fala para fala infantil usando rede neural de atraso de tempo fatorado. In *Proceedings of Interspeech* (pp. 1–5). Associação Internacional de Comunicação de Fala.

Xie, S., Girshick, R., Dollár, P., Tu, Z., & He, K. (2017).

Transformações residuais agregadas para redes neurais profundas. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1492–1500). Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos.

Zeinstra, GG, Koelen, MA, Colindres, D., Kok, FJ, & De Graaf, C. (2009). As expressões faciais em crianças em idade escolar são um bom indicador de 'desgostos', mas não de 'gostos'. *Qualidade e Preferência Alimentar*, 20(8), 620–624. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2009.07.002> Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, GI, & Huang, TS (2009). Uma pesquisa sobre métodos de reconhecimento de afeto: expressões sonoras, visuais e espontâneas. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31(1), 39–58. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2008.52>