

Корабльов М.М.

<https://orcid.org/0009-0005-2540-7741>

Харківський національний університет радіоелектроніки

Дикий С.А.

<https://orcid.org/0009-0007-5396-2413>

Харківський національний університет радіоелектроніки

ДІАГНОСТИКА ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ДИТИНИ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ЇЇ МАЛЮНКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО ПІДХОДУ

Розглянуто підхід до автоматизованого первинного оцінювання психоемоційного стану дитини за зображенням її малюнка. Проективні малюнкові методики широко застосовують у практиці, однак результати візуальної інтерпретації залежать від досвіду фахівця та можуть бути неоднорідними. Запропоновано використовувати згорткову нейронну мережу для віднесення малюнка до однієї з трьох узагальнених категорій: «Щастя», «Тривожність/депресивність», «Гнів/агресія». Вхідними даними є кольорові зображення JPEG, приведені до розміру 224×224 та нормалізовані в діапазон $[0; 1]$. Архітектура моделі містить два згорткові шари з ядрами 7×7 (16 фільтрів) та 5×5 (32 фільтри) зі кроком 1 і активацією ReLU; шар підвибірки (pooling) цілеспрямовано не використано для збереження тонких графічних деталей, важливих для емоційної класифікації. Отримані карти ознак перетворюються у вектор і подаються на три повноз'язні шари (256, 128, 3) з регуляризацією Dropout 0,5; на виході застосовано Softmax, що формує інтерпретовані ймовірності належності до класів. Навчання здійснюється протягом 10 epoch із поділом на тренувальну та валідаційну частини; як функцію втрат використано крос-ентропію та алгоритм зворотного поширення похибки. Експериментальні приклади демонструють здатність моделі відокремлювати характерні зразки дитячих малюнків із різним емоційним забарвленням і можуть бути основою для створення допоміжного інструмента для психологів та педагогів у задачах скринінгу. Okремо наголошено на можливості інтеграції класифікатора у сервіс відкритого доступу та на необхідності етичного використання результатів у межах скринінгу. Показано приклад прикладного використання: сервіс повертає ймовірності класів і дає змогу налаштувати поріг впевненості для скринінгу, з обов'язковим етичним трактуванням результатів.

Ключові слова: дитячий малюнок, емоційний стан, згорткова нейронна мережа, обробка та класифікація зображень, машинне навчання.

Постановка проблеми. Зростання інформаційного навантаження, інтенсивність соціальних змін і тривалі стресові впливи посилюють потребу в ранньому виявленні емоційних та поведінкових труднощів у дітей. Своєчасна підтримка є критичною для профілактики хронічних проявів тривожності, депресивності та агресивної поведінки, які можуть відображатися як у спілкуванні, так і в навчанні.

Проективні методики, зокрема малюнкові тести, дозволяють дитині непрямо виразити внутрішні переживання через символи, композицію, інтенсивність штрихування та колірні рішення. На практиці такі методики корисні, але їх інтерпретація часто залежить від суб'єктивних чин-

ників, тому результати можуть відрізнятися між фахівцями [1, 2].

Сучасні методи комп'ютерного зору та глибинного навчання дають змогу зменшити вплив людського фактора шляхом побудови моделей, що навчаються на розмічених прикладах і відтворюють оцінюють зображення. Тому актуальним є створення комп'ютерної системи, яка автоматично аналізує дитячі малюнки та пропонує класифікацію емоційного стану як допоміжний елемент скринінгу (а не як заміну клінічного висновку) [3].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Наукова література підтверджує, що дитячі малюнки містять інформативні індикатори

емоційного стану та особливостей розвитку. Дослідники аналізують тематику, вибір кольорів, наявність або відсутність позитивних/негативних символів, просторову організацію об'єктів, а також динаміку процесу малювання [4-7].

З позицій когнітивного розвитку підкреслюється роль виконавчих функцій, мовлення та формування репрезентативного малюнка у дошкільному віці; ці компоненти впливають на те, які образи дитина здатна відтворити та як вона кодує переживання у графічній формі [5]. Роботи, присвячені аналітичним малюнкам, також наголошують на важливості діалогу з дитиною під час інтерпретації малюнка, адже пояснення автора допомагає зменшити неоднозначність символів [8].

Паралельно розвивається напрям інтелектуального аналізу малюнків із використанням машинного навчання. Узагальнені огляди показують, що моделі глибинного навчання можуть ефективно виділяти візуальні патерни у складних, неструктурованих зображеннях, зокрема у рукописних і мальованих даних [9-12]. Водночас для дитячих малюнків характерні високий рівень варіативності стилю, нестандартні пропорції та наявність «високорівневих» символічних елементів, що ускладнює задачу розпізнавання [13].

У прикладних роботах пропонуються мобільні або вебзастосунки, які аналізують малюнок і повертають користувачу інтерпретовані результати. Проте такі системи потребують ретельної валідації, прозорого опису архітектури та обмежень, а також узгодження з етичними принципами оброблення даних дітей [14]. Тому актуальним лишається підхід, що поєднує архітектуру моделі, контроль навчання та приклади інтерпретації результатів.

Постановка завдання. Метою дослідження є розроблення та опис нейромережевої моделі для первинної автоматизованої діагностики емоційного стану дитини на основі аналізу її малюнків. Для досягнення мети необхідно: 1) сформулювати постановку задачі класифікації дитячих малюнків за трьома узагальненими категоріями; 2) спроекувати згорткову нейронну мережу, адаптовану до мальованих зображень; 3) описати підготовку вхідних даних, процедуру навчання та валідації; 4) навести результати експериментальних досліджень на прикладах і сформулювати обмеження та напрями розвитку.

Виклад основного матеріалу

1. Постановка задачі та категорії емоційних станів

Задачу сформульовано як багатокласову класифікацію зображення дитячого малюнка до

однієї з трьох категорій: «Щастя», «Тривожність/депресивність» та «Гнів/агресія». Таке узагальнення дає змогу зменшити суб'єктивність під час розмітки і водночас відобразити найпоширеніші полярні стани, що спостерігаються у проєктивних тестах [1].

Категорія «Щастя» зазвичай пов'язана з гармонійними композиціями, достатньою кількістю вільного простору, наявністю позитивних символів (сонце, веселка, природа, тварини), світлими відтінками та охайним виконанням. Подібні ознаки часто супроводжуються посмішками персонажів і сюжетами сімейної взаємодії.

Категорія «Тривожність/депресивність» частіше проявляється у збідненій палітрі, домінуванні сірого/темного, наявності хмар, дощу, сліз або самотніх фігур. Лінії можуть бути тремтячими, із повторним заштриховуванням, а сюжет – менш структурованим, що узгоджується з описами емоційних проявів у графічній діяльності [4, 8].

Категорія «Гнів/агресія» може містити сцени конфлікту, зброю, руйнування або виражено напружені пози персонажів. Для таких малюнків характерні різкі контури, хаотичне розміщення об'єктів, переважання червоних/темних тонів і підвищена інтенсивність штрихів. Саме поєднання композиційних і колірних маркерів робить автоматизований аналіз перспективним доповненням до експертної оцінки.

2. Підготовка даних та попередня обробка зображень

Вхідні дані являють собою кольорові зображення дитячих малюнків у форматі JPEG. Перед поданням у модель зображення масштабуються до 224×224 пікселів, що забезпечує фіксований розмір вхідного тензора та стабільність обчислень. Додатково виконується нормалізація значень пікселів у діапазон [0; 1], щоб полегшити оптимізацію під час навчання.

Кожне зображення розглядається як трьохканальна матриця (R, G, B). Така подача зберігає колірну інформацію, яка є важливою для аналізу емоційного забарвлення. У межах підходу передбачено формування тренувальної та валідаційної вибірок для контролю узагальнювальної здатності моделі.

Для ефективного завантаження даних використовується механізм пакетної подачі (batching), що дозволяє керувати порядком подання прикладів і використовувати паралельне завантаження у процесі навчання. Це зменшує накладні витрати та прискорює експерименти, що особливо важливо при роботі з зображеннями високої варіативності.

Практична інтерпретація проєктивних малюнків є неоднозначною, тому ключовим етапом підготовки вибірки є формалізація правил розмітки. Для кожної категорії («Щастя», «Тривожність/депресивність», «Гнів/агресія») доцільно фіксувати перелік орієнтовних візуальних маркерів – палітру, типові символи, композицію, інтенсивність і характер штрихування – та узгоджувати їх із психологічними описами проєктивних методик [1, 4]. Суперечливі або змішані сюжети варто відносити до групи підвищеного ризику помилки та розглядати повторно [8].

Щоб зменшити вплив суб'єктивності, розмітку бажано виконувати за єдиною інструкцією та контролювати узгодженість оцінок між розмітниками. У прикладних сценаріях особливо важливо відокремлювати «скрінінгову» класифікацію від клінічного діагнозу: вихід моделі слід трактувати як сигнал для подальшої розмови з фахівцем, а не як остаточний висновок [3, 14].

3. Архітектура запропонованої згорткової нейронної мережі

Основою запропонованого підходу є згорткова нейронна мережа (CNN), здатна автоматично вибудовувати багаторівневу систему ознак: від елементарних візуальних примітивів (краї, текстурні фрагменти, напрям і густина штрихів) до більш узагальнених представлень, що відображають структурні частини об'єктів та композиційні закономірності зображення. Завдяки локальним згорткам і спільному використанню ваг, CNN добре підходить для аналізу зображень, де важливі як просторові співвідношення, так і повторювані патерни, тому CNN широко використовується в задачах комп'ютерного зору, зокрема для розпізнавання візуальних структур [15].

Розроблена архітектура складається з двох послідовних згорткових шарів і подальшого блоку повнозв'язних перетворень. На першому етапі застосовується шар із 16 фільтрами розміру 7×7 та нелінійністю ReLU. Використання відносно великого ядра на початку обробки дозволяє “захопити” ширший контекст локальних областей і стабільніше виділяти грубі ознаки: великі кольорові плями, домінантні форми, загальну конфігурацію елементів, а також контрастні межі між основними зонами малюнка. Другий згортковий шар містить 32 фільтри 5×5 і працює як уточнювальний рівень, концентруючись на тонших компонентах зображення – дрібніших контурах, особливостях ліній, варіаціях штрихування та локальних текстурних неоднорідностях.

Ключовою особливістю архітектури є відмова від операцій підвибірки (pooling). У типо-

вій CNN pooling зменшує просторову розмірність карт ознак і підвищує інваріантність до зсувів, однак для дитячих малюнків така інваріантність не завжди корисна: разом зі зменшенням роздільної здатності можуть втрачатися малопомітні, але інформативні сигнали. Зокрема, діагностичні значення можуть мати тонкі повторювані штрихи, нерівномірність натиску, дрібні деталі символів, а також характерні “мікропатерни” (щільність ліній, ритмічність, хаотичність контуру). Саме тому pooling у моделі вимкнено, щоб зберегти максимум локальної інформації у картах ознак та не «згладжувати» дрібні прояви, важливі для подальшої класифікації.

Після згорткових шарів карти ознак перетворюються у вектор ознак, який подається на послідовність трьох повнозв'язних шарів із розмірностями 256, 128 та 3. Таке зменшення розмірності поетапно формує компактне представлення зображення та підсилює роздільність класів у просторі ознак. Для підвищення узагальнювальної здатності та зниження ризику перенавчання між повнозв'язними шарами використано Dropout із імовірністю 0,5, що діє як регуляризатор шляхом випадкового “вимикання” частини нейронів під час навчання. Вихідний шар із функцією Softmax перетворює отримані логіти на ймовірності належності зразка до кожної з категорій, що дає змогу інтерпретувати результат як ранжування класів за впевненістю моделі.

Схематичне представлення структури моделі наведено на рис. 1. Ключові параметри та налаштування основних шарів узагальнено в табл. 1.

4. Навчання, функція втрат і процедура валідації

Навчання моделі здійснюється протягом 10 епох із чергуванням фаз навчання та валідації. У фазі навчання ваги оновлюються методом зворотного поширення похибки з використанням оптимізатора, який мінімізує значення функції втрат. Для багатокласової класифікації застосовується крос-ентропія, що стимулює збільшення ймовірності правильного класу та зменшення ймовірності інших.

Валідаційна фаза необхідна для незалежного оцінювання узагальнювальної здатності моделі на даних, що не використовувалися для оновлення ваг. Такий контроль дозволяє виявляти перенавчання та коригувати гіперпараметри архітектури (наприклад, інтенсивність Dropout або розмірність повнозв'язних шарів).

Після завершення навчання модель зберігається разом із архітектурою та вагами, що дозволяє швидко відновити класифікатор для аналізу

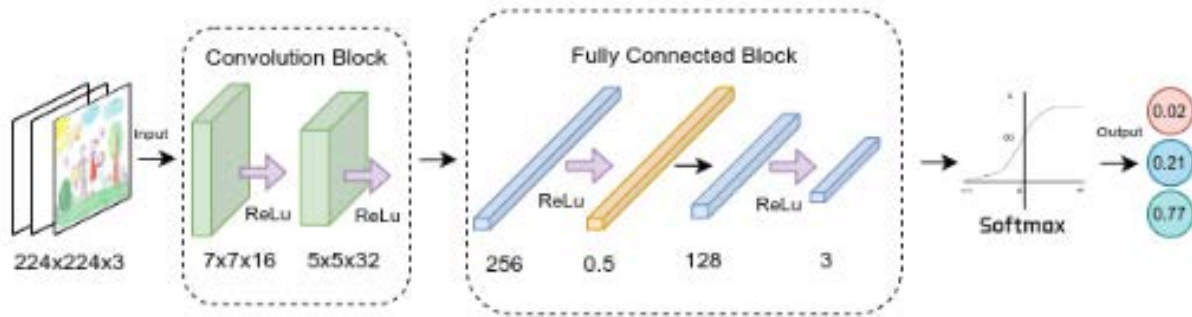


Рис. 1. Структура запропонованої згорткової нейронної мережі для класифікації емоційних станів

Таблиця 1

Узагальнені параметри шарів моделі

Шар	Тип	Параметри	Вихід	Призначення
L1	Conv2D+ReLU	16 фільтрів, 7×7, s=1	карти ознак	Грубі патерни (форми, текстури)
L2	Conv2D+ReLU	32 фільтри, 5×5, s=1	карти ознак	Деталі (штрихи, контури)
–	Pooling	не використовується	–	Збереження дрібних деталей
L3	FC+ReLU	256 нейронів	256	Агрегація та узагальнення
–	Dropout	p=0,5	–	Регуляризація
L4	FC+ReLU	128 нейронів	128	Компактне представлення
L5	FC	3 нейрони	3	Логіти трьох класів
L6	Softmax	–	ймовірності	Інтерпретовані оцінки

нових малюнків без повторного тренування. Це важливо для практичного використання у вигляді прикладного інструмента.

Під час навчання критично забезпечити відтворюваність експериментів: фіксувати випадкові зерна генераторів, протокол поділу даних, а також версії бібліотек і параметри попередньої обробки. Оскільки архітектура є компактною, її зручно тренувати в режимі мініпакетів із випадковим перемішуванням прикладів, контролюючи динаміку функції втрат на тренуванні та валідації. Регуляризація Dropout (p=0,5) зменшує ризик перенавчання, що особливо актуально для невеликих або неоднорідних за стилем наборів даних.

Для задачі скринінгу недостатньо контролювати лише загальну точність. Доцільно обчислювати повноту і точність для кожного класу та зведені показники (macro-F1), щоб оцінити, чи не «втрачає» модель рідкісні або складні категорії. Матриця помилок дозволяє зрозуміти типові плутання – наприклад, між «тривожністю/депресивністю» та «гнівом/агресією» у випадках із темною палітрою, але без явних символів конфлікту.

Результати експериментальних досліджень. Для ілюстрації роботи класифікатора наведено приклади малюнків, які не використовувалися в навчанні. На рис. 2 представлено зразок, що відповідає позитивному емоційному стану. Модель повернула найбільшу ймовірність для

класу «Щастя»: 0,7376; для «Тривожність/депресивність»: 0,1325; для «Гнів/агресія»: 0,1299.

На рис. 3 показано малюнок зі збідненою палітрою та виразними ознаками пригніченого стану. У цьому випадку домінує клас «Тривожність/депресивність» з ймовірністю 0,4534 (для «Щастя»: 0,3531; для «Гнів/агресія»: 0,1935).

На рис. 4 наведено зразок із сюжетною напруженою та ознаками конфлікту. Модель коректно віднесла його до класу «Гнів/агресія» з ймовірністю 0,5341 (для «Щастя»: 0,1737; для «Тривожність/депресивність»: 0,2922).

Ймовірнісний вихід Softmax зручний тим, що дозволяє оцінювати не лише клас, а й «впевненість» моделі. У прикладних сценаріях це дає змогу відокремлювати високонадійні передбачення від ситуацій, де потрібна поглиблена експертна інтерпретація.



Рис. 2. Приклад результату класифікації для класу «Щастя»



Рис. 3. Приклад результату класифікації для класу «Тривожність/депресивність»



Рис. 4. Приклад результату класифікації для класу «Гнів/агресія»

На відміну від «жорсткого» рішення, ймовірнісні оцінки Softmax дозволяють будувати прості та прозорі правила скринінгу. Практично корисно встановлювати два режими: 1) автоматичний – коли максимальна ймовірність перевищує заданий поріг і випадок можна віднести до певної категорії як попередню оцінку; 2) експертний – коли різниця між двома найімовірнішими класами мала і малюнок потребує додаткової інтерпретації психологом. Такий підхід зменшує ризик хибних «категоричних» висновків та підсилює прикладну цінність системи в освітньому середовищі.

Для підвищення довіри до моделі у практиці доцільно вести журнал результатів із мінімально необхідними метаданими (без персональних даних): дата, джерело зображення, оцінки класів, версія моделі. Це спрощує аудит якості, виявлення дрейфу даних і планування донавчання. Критично важливо забезпечити інформовану згоду, а також обмежити використання результатів виключно цілями первинного скринінгу [3, 14].

Обговорення та перспективи подальших досліджень

Запропонована CNN-архітектура є порівняно легкою, прозорою для відтворення та придатною для розгортання в прикладних системах. Відмова від pooling підсилює чутливість до дрібних графічних деталей, що є доречним для аналізу дитячих малюнків. З іншого боку, така архітектура може вимагати ретельнішої регуляризації та контролю узагальнення, оскільки зростає ризик підлаштування під стилістичні особливості навчальної вибірки.

Важливим практичним аспектом є наявність етичних обмежень: результати автоматичного аналізу не мають розглядатися як медичний діагноз. Доцільно трактувати їх як підказку для скринінгу, що спрямовує увагу фахівця на потенційні ризики та допомагає пріоритетувати подальшу роботу з дитиною [3, 14].

Подальший розвиток може включати: а) розширення набору даних з урахуванням віку та контексту завдання; б) перехід до більш виразних архітектур або трансформерних моделей, які краще захоплюють глобальні залежності; в) додавання модулів інтерпретації (карти уваги, локалізація важливих областей), щоб підвищити довіру до рішень моделі та полегшити роботу практичних психологів [9].

Як приклад прикладної інтеграції розроблено прототип відкритого програмного засобу, що приймає зображення малюнка та повертає ймовірності класів разом із коротким поясненням. Такий інструмент може бути корисним в освітніх і психологічних установах для первинного аналізу.

Висновки. Розглянуто задачу автоматизованого аналізу дитячих малюнків для первинної оцінки емоційного стану дитини та підтримки роботи практичного психолога. Запропоновано класифікацію за трьома узагальненими категоріями, що охоплюють позитивний стан, пригнічення/тривогу та агресивні прояви. Такий поділ є зручним для прикладного скринінгу, оскільки дозволяє швидко отримувати попередню оцінку та відбирати роботи, які потребують детальнішого розгляду.

Запропоновано компакту архітектуру згорткової нейронної мережі з двома згортковими шарами та блоком повнозв'язаних шарів. Особливістю рішення є відмова від pooling для збереження дрібних графічних деталей (штрихування, локальні текстури, контурні елементи), що підвищує інформативність ознак на вході класифікатора. Навчання протягом 10 епох із контролем

валідації та регуляризацією Dropout забезпечує стійку збіжність моделі й формування ймовірнісних оцінок для кожного класу.

На прикладах показано, що модель здатна відрізнити характерні зразки малюнків і повертає ймовірності класів, придатні для використання в прикладному інструменті первинного скринінгу. Практична цінність підходу полягає у можливості стандартизувати попередній аналіз, зменшити суб'єктивність на етапі відбору та прискорити

обробку великої кількості робіт у освітніх і консультативних установах, зберігаючи при цьому роль фахівця як остаточного інтерпретатора результатів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення та балансування набору даних, підвищення інтерпретованості рішень (пояснення внеску фрагментів малюнка), а також на валідацію підходу для різних вікових груп і контекстів виконання малюнкових завдань.

Список літератури:

1. Farokhi M. The Analysis of Children's Drawings: Social, Emotional, Physical, and Psychological Aspects. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*. 2011. Vol. 30. P. 2219–2224. DOI: 10.1016/j.sbspro.2011.10.433.
2. Liu Z., Ye C. C. Feature analysis of depression patients' house-tree-person drawings using convolutional neural networks. *Neuroscience Informatics*. 2025. Vol. 5, Issue 4. 100239. DOI: 10.1016/j.neuri.2025.100239.
3. Dan A. L. Comparative Evaluation of Machine Learning Algorithms for Affective State Recognition from Children's Drawings. *arXiv*. 2026. arXiv:2601.18414. DOI: 10.48550/arXiv.2601.18414.
4. Quaglia R., Longobardi E., Iotti N. O., Prino L. E. A new theory on children's drawings: Analyzing the role of emotion and movement in graphical development. *Infant Behavior and Development*. 2015. Vol. 39. P. 81–91. DOI: 10.1016/j.infbeh.2015.02.009.
5. Panesi S., Morra S. Executive function, language, and the toddler's discovery of representational drawing. *Frontiers in Psychology*. 2021. Vol. 12. Article 659569. DOI: 10.3389/fpsyg.2021.659569.
6. Fabris M. A., Lange-Küttner C., Shiakou M., Longobardi C. Editorial: Children's drawings: evidence-based research and practice. *Frontiers in Psychology*. 2023. Vol. 14. Article 105556. DOI: 10.3389/fpsyg.2023.105556.
7. Barrigade S., Desouza K., Zitter Z., Sarahu C. Drawing Play: A Content Analysis of Children's Drawings of Places Where They Like to Play. *Children, Youth and Environments*. 2023. Vol. 33(3). P. 63–89.
8. Podobnik U., Jerman J., Selan J. Understanding analytical drawings of preschool children: the importance of a dialog with a child. *International Journal of Early Years Education*. 2024. Vol. 32(1). P. 189–203. DOI: 10.1080/09669760.2021.1960802.
9. Beltzung J.-M., Pelé J., Renoult C., Sueur C. Deep learning for studying drawing behavior: a review. *Frontiers in Psychology*. 2023. Vol. 14. Article 992541. DOI: 10.3389/fpsyg.2023.992541.
10. Ramos-Aguilar R., Sánchez-Ruiz D., Rubí-Sánchez L. E., Ramos-Aguilar E., Rivera-Lima K., Suarez-Gonzalez G. Analysis of Children's Emotions in Sketches Using Classical and Deep Learning Approaches. *Pattern Recognition (MCPR 2025)*. *Lecture Notes in Computer Science*. 2025. Vol. 15715. P. 90–100. DOI: 10.1007/978-3-031-96255-4_9.
11. Pysal S. A., Abdulkadir S. R. M., Shukri R. M., Alhussiani H. Classification of children's drawing strategies on the touch-screen using a novel deep learning hybrid model. *Alexandria Engineering Journal*. 2021. No. 1. P. 1115–1129. DOI: 10.1016/j.aej.2020.06.019.
12. Posley L., Powell J., Kim H. H., Thomas X., Liew J., Hammond T. Detecting Children's fine motor skill development using machine learning. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2021. Vol. 32(4). P. 991–1024. DOI: 10.1007/s40593-021-00279-7.
13. Brandt P.-Y., Dandarova-Robert Z., Cocco C., Vinck D., Darbellay F. When Children Draw Gods. *Multicultural and Interdisciplinary Approach to Children's Representations of Supernatural Agents*. Springer, 2023. DOI: 10.1007/978-3-030-94429-2.
14. Ali N., Abd-arrazzaq Z., Shah Z. та ін. Artificial Intelligence-Based Mobile Application for Sensing Children Emotion Through Drawings. *Advances in Informatics, Management, and Technology in Healthcare*. 2022. DOI: 10.3233/SHTI220675.
15. Lindsay G. W. Convolutional neural networks as a model of the visual system: past, present, and future. *Journal of Cognitive Neuroscience*. 2021. Vol. 33(10). P. 2017–2031. DOI: 10.1162/jocn_a_01544.

Korablyov M.M., Dykyi S.A. DIAGNOSIS OF A CHILD'S EMOTIONAL STATE BASED ON THE ANALYSIS OF HIS DRAWINGS USING A NEURAL NETWORK APPROACH

Approach considered to automated primary assessment of a child's psycho-emotional state using an image of the child's drawing. Projective drawing tests are widely applied in practice; however, visual interpretation depends on an expert's experience and may be inconsistent. We propose using a convolutional neural network to assign a drawing to one of three generalized categories: "Happiness", "Anxiety/Depression", and "Anger/Aggression". The input data are color JPEG images resized to 224×224 and normalized to the $[0; 1]$ range. The model architecture includes two convolutional layers with 7×7 (16 filters) and 5×5 (32 filters) kernels, stride 1, and ReLU activation; the pooling layer is intentionally omitted to preserve fine graphic details important for emotion classification. The resulting feature maps are flattened and passed to three fully connected layers (256, 128, 3) with Dropout 0.5 regularization; Softmax produces interpretable class probabilities. Training is performed for 10 epochs with train/validation split; cross-entropy loss and backpropagation are used for optimization. Experimental examples demonstrate the model's ability to separate typical samples of children's drawings with different emotional coloring, which can serve as a basis for an assisting screening tool for psychologists and educators. We also highlight the possibility of integrating the classifier into an open-access software service and the need for ethical use of the outputs in screening scenarios in educational practice. The probabilistic output supports screening workflows by applying a confidence threshold and referring uncertain cases to specialists.

Keywords: children's drawing, emotional state, convolutional neural network, processing and classification of images, machine learning.

Дата першого надходження статті до видання: 13.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 10.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті 11.05.2026