

УДК 004.9

КЛАССИФІКАЦІЯ СТЕПЕНИ СВЕЖЕСТИ МЯСНИХ ПРОДУКТОВ С ПОМОЩЬЮ ЦВЕТОВОГО АНАЛІЗА И ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Провоторов В.В.

к.т.н., доц. Галчонков О.Н.

Одесский Национальный Политехнический Университет, УКРАИНА

АННОТАЦІЯ. Робота фокусується на розробці рішення для контролю якості м'ясної продукції. Одним із способів визначення свежести м'ясної продукції є колірний аналіз. Для класифікації використовуються ознаки, отримані з допомогою цифрового аналізу та мультивейвлет-преобразування цифрових зображень.

Пищеві продукти є неотъемлемою частиною щоденних потребності будь-якого людини та безпосередньо пов'язані з її здоров'ям. Таким чином, контроль якості пищевих продуктів є одним із основних умов збереження здоров'я людини. Хімічні методи контролю є затратними за час, а тому неудобні для контролю якості кожної одиниці. Також у м'ясній промисловості застосовуються методи контролю, пов'язані з облученням зразка. В основі розглянутого в цьому докладі способа лежить обробка зображення, а тому він є більш дешевим та безпечною.

Целью цієї роботи є зменшення ресурсоемкості за рахунок розробки системи, яка дозволяє навчити нейронну мережу на наборі зразків, а потім використовувати її для контролю якості м'ясної продукції, засновуючись на відтінку червоного реального зразка.

Розглянутий підхід заснований на преобразуванні RGB-зображення в колірне пространство HSV(*Hue, Saturation, Value*), щоб можна було зробити зображення видимим для очей. Наступним кроком є проведение детального аналізу значень кольору та, залежно від його значення, розподілення в одній з декількох груп, згідно з стандартами свежести м'ясної продукції [1,..., 3]. Кластеризація за кольором проводиться з допомогою метода k-середніх. Також, для аналізу отриманих зображень використовується мультивейвлет-преобразування. Останнім кроком є використання засобів штучного інтелекту, навчених за методом зворотного поширення помилок, для класифікації об'єктів. Схема алгоритму роботи системи зображення на рис. 1.

Першим кроком роботи системи є попередня обробка, яка передбачає підготовку зображення до стадії вилучення ознаки. Таким чином, зображення буде мати мінімальний рівень шуму при дозволенні якості.

Спочатку початкова зображення зменшується до певного масштабу, потім приводиться до формату .jpg та конвертується з RGB в HSV, щоб зробити зображення видимим для очей. Далі отримане зображення приводиться до чорно-білого з допомогою порогової бінаризації, що дозволяє відділити контур м'яса від фона. Заключним кроком є додавання HSV-зображення та чорно-білого зображення.

Наступним кроком є вилучення ознаки, яка дозволяє визначити, який зразок буде використовуватися для характеристики та порівняння зображення. В цій роботі для вилучення ознаки було використано GHM-мультивейвлет-преобразування, і, оскільки вейвлет-преобразування може обробляти лише квадратні матриці пікселів та розмір блока повинен бути рівним 2 [1,3,4], зображення були сегментовані та нормалізовані, щоб задовільнити цим умовам. Далі GHM-мультивейвлет-преобразування застосовується до кожного сегменту, а потім сегменти знову складаються, що в результаті дає нам ціле зображення, оброблене з допомогою GHM-мультивейвлет-преобразування та придатне для класифікації.

Так як колір свежого м'яса відрізняється від колірів несвежого м'яса, то порівнявши різниці в колірі в червоному колірі м'ясо можна віднести зразок до одного з двох класів: свеже м'ясо, менше свеже (засохле) м'ясо та несвеже м'ясо [2,5,6].

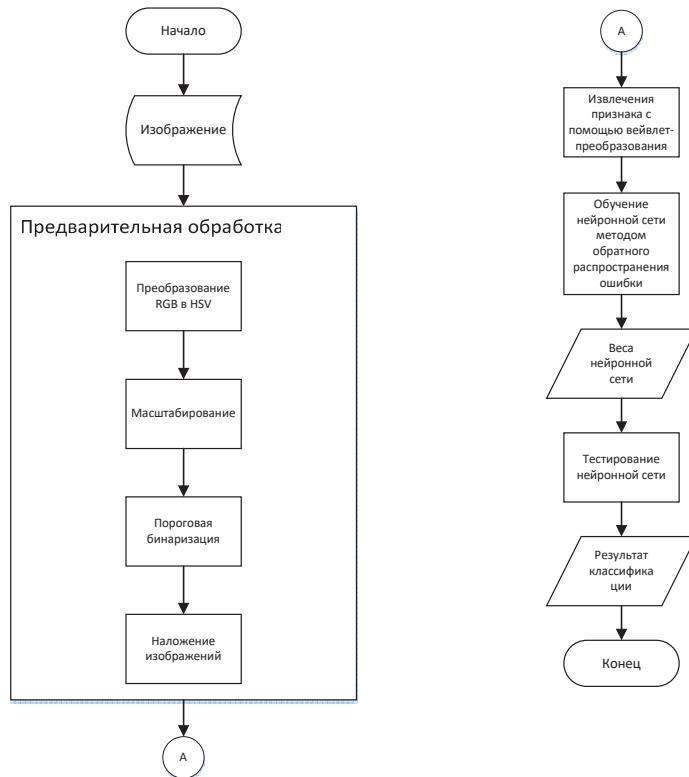


Рис. 1–Схема алгоритма обучения и классификации

У нейронної мережі з обратним розширенням похибки існує набір параметрів, які впливають на процес її навчання. В даному дослідженні, емпірическим методом були визначені параметри, дозволяючі досягти максимальної точності для даної вибірки, а іменно швидкість навчання = 0.01, кількість схованих шарів = 2. Також, установивши кількість схованих шарів = 1 можна добитися максимальної швидкості в 10.38с, але ущерб точності класифікації, що являється неприємливим.

Також необхідно знайти та урахувати відсоток ложного прийняття (*FAR* – *False Acceptance Rate*) – доля тих випадків, коли об'єкт був віднесений до класу, коли насправді він до ньому не належить. Для цієї роботи *FAR* = 15%, це означає, що система правильно класифікує об'єкт з вероятністю 85%.

Подводячи ітоги, можна сказати, що була спроектована та реалізована система, яка проводить предварительну обробку зображення, а потім навчає штучну нейронну мережу. Обучена нейронна мережа проводить класифікацію м'ясних продуктів з точністю 71.43% та часом обчислень 15.8 секунд.

Конечно же, такая точность неприемлема для практического использования, потому, в перспективе, планируется увеличить чувствительность цветового анализа для повышения точности, а также испытать другие архитектуры нейронной сети и методы извлечения признака.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. E. Bala and A. Ertüzün, “A Multivariate Thresholding Technique for Image Denoising Using Multiwavelets”, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2005, no. 8, p. 297296, May 2005.
2. K. Chen, X. Sun, C. Qin, and X. Tang, “Color grading of beef fat by using computer vision and support vector machine”, Computers and Electronics in Agriculture, vol. 70, no. 1, pp. 27–32, Jan. 2010.
3. M. Khosravi and M. Amin, “Block Feature Based Image Fusion Using Multi Wavelet Transform”, IJEST, vol. 3, no. 8, pp. 6640–6644, Aug. 2011.
4. K. Mohideen, A. Perumal, Krishnan, and M. Sathik, “Image Denoising and Enhancement Using Multiwavelet With Hard Threshold In Digital Mammographic Images,” IAJET, vol. 2, no. 1, pp. 49–55, Jan. 2011.
5. D.Trentin, B.Hidayat, S.Darana “Beef Freshness Classification by Using Color Analysis, Multi-wavelet Transformation, and Artificial Neural Network”, ICACOMIT, pp. 181–185, Oct. 2015.
6. R. Lászity, Food Quality and Standards. EOLSS Publishers Company Limited, 2009.