

doi:10.3969/j.issn.2095-1744.2020.08.020

基于BP神经网络的双能X射线透射的金属识别算法

李伟毅, 叶文华, 熊田忠

(南京航空航天大学 机电学院, 南京 210016)

摘要: 双能X射线透射识别技术可识别物质种类, 是一种能用于废金属回收的新方法。在废金属识别算法中, 目前的曲线拟合识别算法只能在物质厚度较小时能较好地拟合, 识别准确性和厚度范围不能满足废金属分选要求, 并且不能解决X射线源扇形效应的影响。针对现有算法的不足, 基于 α 曲线提出 α 识别特征, 提高了识别的厚度范围; 提出将物料位置作为识别特征, 解决了扇形效应; 结合 α 特征和位置特征提出基于BP神经网络算法的废金属分类模型。通过铜和铝物料实验对比, 结果表明识别准确率从81.4%提高到了94%。

关键词: 双能X射线; 物质识别; 废金属分选; BP神经网络

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-1744(2020)08-0124-07

Metal Identification Algorithm Based on BP Neural Network for Dual Energy X-ray Transmission

LI Weiyi, YE Wenhua, XIONG Tianzhong

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: Dual-energy X-ray transmission identification technology can identify the types of substances and is a new method that can be used for scrap metal recycling. In the scrap metal recognition algorithm, the current curve fitting recognition algorithm can only fit well when the thickness of the material is small, the recognition accuracy and thickness range cannot meet the requirements of waste metal sorting, and it cannot solve the fan effect of the X-ray source impact. Aiming at the shortcomings of the existing algorithms, the recognition features based on the curve are proposed to increase the thickness range of recognition; the material position is used as the recognition feature to solve the fan-shaped effect; the feature and position feature are combined to propose a waste metal classification model based on BP neural network algorithm. The experimental comparison between copper and aluminum materials shows that the recognition accuracy has been improved from 81.4% to 94%.

Key words: dual energy X-ray; material identification; scrap metal sorting; BP neural network

收稿日期: 2019-12-22

基金项目: 江苏省重点研发计划项目(BE2018722)

Fund: Supported by Jiangsu Provincial Key R&D Programme(BE2018722)

作者简介: 李伟毅(1994—), 男, 硕士研究生, 从事废金属分选方面研究。

通信作者: 叶文华(1965—), 男, 博士, 教授, 从事废金属分选方面研究。

引用格式: 李伟毅, 叶文华, 熊田忠. 基于BP神经网络的双能X射线透射的金属识别算法[J]. 有色金属工程, 2020, 10(8): 124-130.

LI Weiyi, YE Wenhua, XIONG Tianzhong. Metal Identification Algorithm Based on BP Neural Network for Dual Energy X-ray Transmission[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2020, 10(8): 124-130.

双能X射线分选废金属材料主要来源于汽车、家电等机械装备经过破碎后的金属废料。该技术根据物质原子序数和密度的差异,X射线透射不同物质之后的衰减程度不同,通过检测分析透射后的射线强度来识别物料的种类,进而将混合金属材料分类,以便金属后续的回收利用。

基于双能X射线透射的物质识别方法在国外已有许多学者进行了相关研究并取得一定成果。MESINA等^[1]联合使用双能X射线探测器、光学相机和电磁传感器进行多特征分析,实现了对废金属材料的有效分选,并已经将研究成果转化为产品投入工业应用。BONNIN^[2]利用双能X射线和计算机断层扫描技术分析物质的有效原子序数和质量密度用于爆炸物的鉴定。DUVILLIER等^[3]以双能X射线高低能透射值的对数为坐标,使用模拟器来创建虚拟测量值,将模拟量与实际测量值对比以识别物质类型,用于废物回收行业。

国内学者关于双能X射线识别研究主要在安检行业和矿石分选行业。原培新等^[4]提出R值算法,以此识别安检物品中的危险物。WANG等^[5]通过 α 曲线定义了物质识别灵敏度,用于评价探测器的检测效果。CHEN^[6]结合图像处理技术,通过曲线实时矫正的方法提高了识别的准确率。徐明刚等^[7-8]提出 $R-I_L$ 二维属性空间,用贝叶斯决策模型分类物品。朱道瑶等^[9]通过提取矿石的R值实现矿石拣选。葛丁等^[10]利用 $R-D$ 特征建立分类曲线进行矿石品位检测。金属识别方面,毛冬辉等^[11]提出 $R-I_L$ 曲线拟合算法;王祺奥^[12]利用复化求积方法对 $R-I_L$ 曲线拟合算法进行优化,减弱了厚度因素对种类识别的影响;黄河等^[13]基于低能信号和R值特征提出区域分块识别法,提高了识别算法适用的厚度范围。

综合国内外研究情况发现,基于双能X射线识别的研究主要集中在安检行业,安检中的识别是将物料分为不同种类范围,而废金属分选是对几种金属进行细分。废金属分选系统中的X射线源为连续能谱,存在射线硬化效应以及扇形效应的影响。目前的曲线拟合识别算法只能在物质的一部分厚度区间能较好的拟合,识别金属的厚度范围和准确率不能满足要求。

本文研究了双能X射线透射识别原理,对R值算法进行了分析,以及射线硬化和扇形效应对识别的影响,结合 α 识别特征和位置特征,提出基于BP神经网络算法的废金属分类模型,最后实验验证了

算法的有效性。

1 双能X射线识别原理分析

X射线透射物质后光子能量会被散射和吸收,射线强度发生衰减。X射线在穿透均匀的物质时,其衰减规律遵循Lambert-Beer定律^[14]:

$$I = I_0 e^{-\mu_m \rho t} \quad (1)$$

式中: I 为X射线透射物体后的强度值; I_0 为X射线透射物体前的强度值; t 为被穿透的物体有效厚度; ρ 为物质密度; μ_m 为质量吸收系数, m^2/kg ,指物质对X射线的单位面积对应的单位质量吸收量。

μ_m 与有效原子质量和射线能量有关。实验所用X射线能量在200 keV以下,光子与物质相互作用时的主要受光电效应和康普顿效应影响。不同金属 μ_m 随X射线能量 E 变化情况如图1所示。

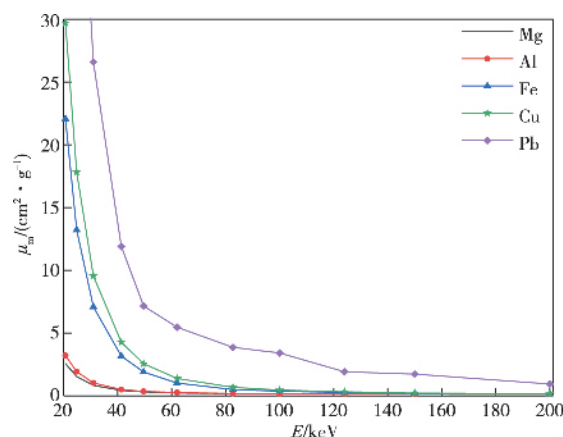


图1 不同金属的 μ_m-E 关系曲线

Fig 1 μ_m-E curves of different metals

分选系统中X射线光源为多色谱。当射线为多色谱时,射线强度为^[15]:

$$I = \int_0^{E_m} Q(E) e^{-\mu_m(E) \rho t} dE \quad (2)$$

式中, E_m 为射线能量上限, μ_m 为能量 E 的函数, $Q(E)$ 是一个反映X射线源及探测器性能的关于射线能量的函数,指数项代表物质对射线的衰减作用。

当射线为多色谱时,由图1可知, μ_m 会随射线能量而变化,当X射线透射物质的厚度增加,射线中的低能部分吸收更快,低能部分比例减少,高能部分比例增加,能谱分布变窄,这被称为射线硬化现象。射线硬化会造成同种物质不同厚度时的 μ_m 不一致。

目前的废金属识别算法主要是基于 $R-I_L$ 曲线拟合算法。将双能 X 射线透射物料的参数代入式(1),可得到双能 R 值。

$$R = \frac{\mu_{mL}}{\mu_{mH}} = \frac{\ln(I_{L0}/I_L)}{\ln(I_{H0}/I_H)} \quad (3)$$

式中, μ_{mH} 和 μ_{mL} 分别表示高、低能 X 射线的质量吸收系数; I_H 与 I_L 分别表示的是高、低能 X 射线透射过物质后的透射强度; I_{H0} 和 I_{L0} 分别表示的是高、低能 X 射线在入射物料之前的透射强度。

利用 R 值和 I_L 可得到曲线拟合算法,如式(4)所示,其中 $\phi = \mu_{mH} t$ 。

$$I_L = I_{L0} e^{\phi R} \quad (4)$$

$R-I_L$ 曲线拟合算法是利用射线在低能部分的吸收系数变化远小于高能部分的吸收系数这一特性,得到关于 R 值和低能信号的指数函数表达式。在物质厚度较小时能较好的拟合物质的特性,当物质厚度较大时高能部分射线会衰减为低能级射线,此时其高能部分质量吸收系数不能再视为常数,因此指数函数的前提不再成立,所以在物质厚度较大时函数的拟合效果变差,不能准确识别物质。

由于射线源为多色谱,而探测器只能探测 X 射线能谱某个区间的能量强度,依靠单色谱透射公式对透射规律进行拟合必然存在缺陷。废金属的分选要求将几种不同的金属物料分类即可,不需要准确拟合出物质的特征曲线进行识别,因此,基于曲线拟合的识别算法不适用于废金属物料的分选。本文将研究的重点放在废金属物料的分类上,通过提取物料的透射识别特征,减小射线硬化的影响,解决扇形效应,基于提取的特征建立废金属分类模型。

2 BP 神经网络识别算法

2.1 α 曲线建立

由式(3)可知,在双能 R 值的计算中消去了物料密度的影响,而实际物料之间的密度也存在差异。因此,可采用适当的计算方法将原始透射数据中包含的有效信息更好地提取出来。

定义 X 射线穿过被检测材料之后的透射比为^[16]:

$$T(E_M, t, Z) = \frac{\int_0^{E_M} \frac{dP}{dE}(E_M, E) e^{-\mu(E, Z) t} dE}{\int_0^{E_M} \frac{dP}{dE}(E_M, E) dE} \quad (5)$$

式中, $P(E_M, E)$ 表示最高能量为 E_M 的 X 射线能谱分布; $\mu(E, Z)$ 表示能量为 E 的 X 射线在原

子序数为 Z 的被检测材料中的质量衰减系数; t 为 X 射线穿过的被检测物质的厚度。

X 射线探测器可探测到没有物料时射线的强度 I_0 和透射物料后的强度 I , 因此,可得到:

$$T_M = \frac{I}{I_0} \quad (6)$$

令:

$$\alpha_M = -\ln T_M = \ln \frac{I_0}{I} \quad (7)$$

由(1)、(7)可得 $\alpha_M = \mu_m \rho t$, 与 R 值算法相比, α 值保留了物质的密度信息。将双能 X 射线透射物料的参数代入(7):

$$\alpha_H = \ln \frac{I_{H0}}{I_H} \quad (8)$$

$$\alpha_L = \ln \frac{I_{L0}}{I_L} \quad (9)$$

以 α 值为坐标建立二维特征空间,特征 x 和 y 是根据 α 值建立,因此称为 α 特征。

$$\begin{cases} x = \alpha_H \\ y = \alpha_D = \alpha_Z - \alpha_H \end{cases} \quad (10)$$

本实验所用双能 X 射线系统为伪双能 X 射线,即为一个射线源,两层探测器,中间为 2 mm 厚的铜片滤去低能射线,上层探测器接收低能射线,下层探测器接收高能射线。实验所用样品为楔形金属块。X 射线源电压为 200 kV,电流为 2 mA。

首先确定双能 X 射线系统穿透物料的最大厚度(T_{max})和最小厚度(T_{min})。最小厚度为引起射线能量变化的最小物料厚度,由于探测器存在噪声,最小能量变化应大于噪声。最大厚度为高低能射线透射物料后均不随厚度变化时的物料厚度。结合实际废金属厚度,确定铜、铝的最大最小厚度为:

$$Cu_{Tmax} = 40 \text{ mm}, Cu_{Tmin} = 0.5 \text{ mm}$$

$$Al_{Tmax} = 90 \text{ mm}, Al_{Tmin} = 1 \text{ mm}$$

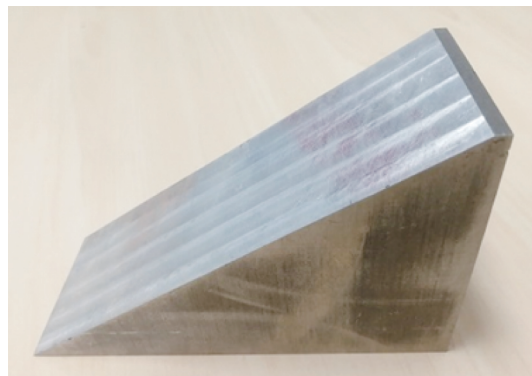


图2 铝实验样品

Fig 2 Aluminum test sample

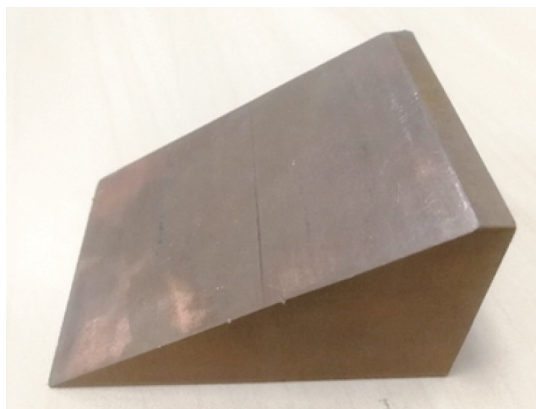


图 3 铜实验样品

Fig 3 Copper test sample

根据上文确定的铜铝样品厚度制作铜、铝楔形实验样品如图 2、图 3 所示。将楔形金属样品放上传送带通过射线源下方采集数据,计算样本数据的 α 特征,以式(10)为坐标,得到铜、铝 α 曲线如图 4 所示。同时做出 $R-I_L$ 曲线对比。

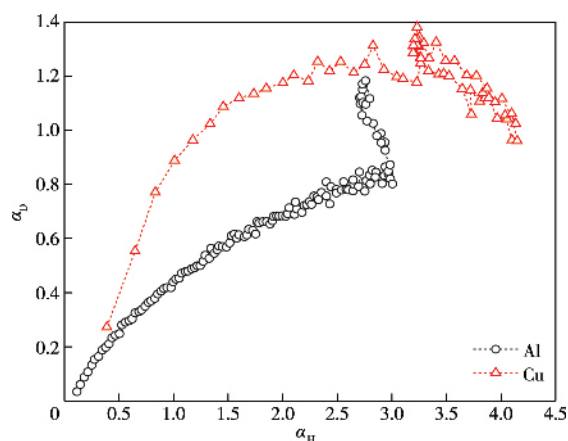
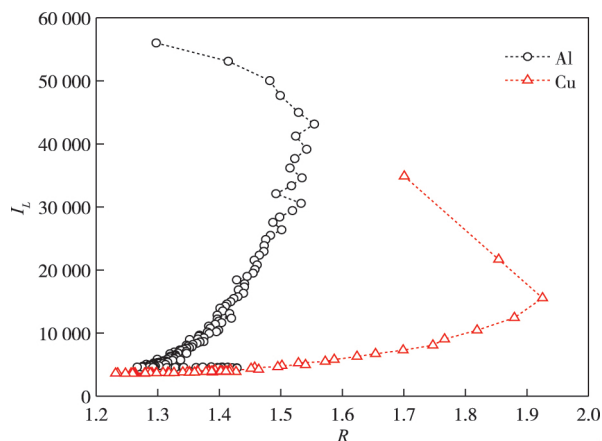
图 4 铜、铝 α 曲线Fig 4 Copper and aluminum α curve图 5 铜、铝 $R-I_L$ 曲线Fig 5 Copper and aluminum $R-I_L$ curve

图 4 为铝和铜楔形样品的 α 曲线,由于射线硬化效应的影响,特征点随厚度呈非线性变化。图中曲线距离越远表示表示种类区分越容易。图 5 为 $R-I_L$ 曲线,可以看出铜和铝的特征点距离较近,区分困难。

α 特征保留了物质密度信息,从图 4 中铝与铜的 α 曲线可以看出,在二维特征平面铜和铝的曲线区分较为明显,在曲线首尾距离较近,但实际废金属材料外形不规则,厚度有多个值,可提取多组透射数据综合判定物料种类。

2.2 扇形效应

由于在分选系统中 X 射线为点光源,射线源发射出的射线到达传送带各位置的距离不同,造成入射物料的射线强度不一致,称为扇形效应。如图 6 所示,射线到达探测板 3 和探测板 5 的距离不一样,由于射线强度随距离平方成反比,因此射入物料的射线强度差异较大。

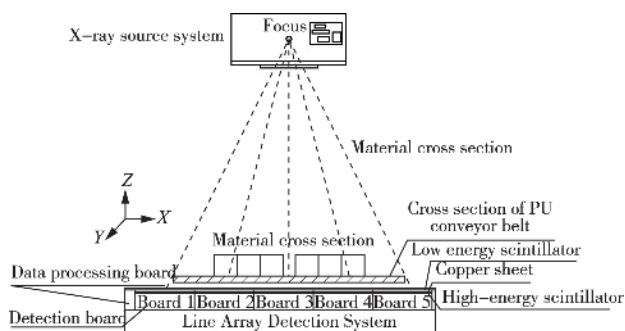


图 6 检测截面图

Fig 6 Detection cross section

在本实验中,中间部分最大透射信号为 61 657,两边最小透射信号为 35 237,最小透射信号只有最大透射信号的 57%,由此可见 X 射线分布极为不均,严重影响了识别算法的准确性。

通过分析分选系统,射线强度与 X 方向位置有关,而同一个位置射线强度随时间几乎不变,并且由探测器得到的数据可算出透射点在 X 方向的位置,因此,可在 α 特征外加上物料在 X 方向的位置特征 x ,以此解决扇形效应。

2.3 神经网络分类模型

根据上文分析,确定了模型的输入特征,还需要确定分类模型,然后用分类模型在线分类物料。由图 4, α 曲线呈非线性变化,不能用特征曲线拟合方式以及线性分类模型,因此需要提出有效的分类模型。

分选系统的探测器分辨率为 1.6 mm,透射面

积 $50\text{ mm} \times 50\text{ mm}$ 的物料能达到一千个透射数据, 可得到大量的样本数据。因此, 可利用大量数据基于机器学习算法训练分类模型。

BP 神经网络是用于模仿人脑结构的信息处理的数学模型, 并且可以通过判别分析获得输出。神经网络模型的优点在于它可以推断变量和输出之间的任意关系, 可以分析预测非线性过程的输出, 可以处理大量数据, 并且可以在一次计算中输出两种或更多种物质类型。此外, 通过基于附加特征的重新学习, 可以提高识别的准确性。

在训练神经网络时, 预先准备由输入特征和期望输出组成的学习数据, 并且使用这些数据训练和优化神经网络模型。在线识别时将要分类的数据输入到神经网络模型, 根据输出结果识别物料种类。

神经网络分类模型的输入为双能 X 射线透射识别特征, 将采集的样品透射数据经过计算得到 α 特征, 将样本 α 特征和 X 方向位置信息以及对应的金属种类标签作为训练数据训练神经网络模型。确定输入层特征为 α_H 、 α_D 、 x , 输出层为一个神经元, 输出值为 $0 \sim 1$, 可代表两种金属, 隐藏层为一层。

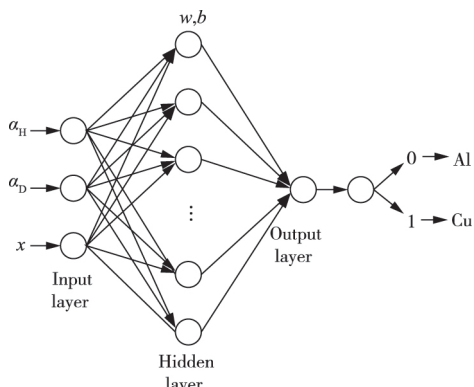


图7 神经网络模型结构

Fig 7 Neural network model structure

2.4 算法验证

实验采集楔形金属样品在整个 X 方向的透射数据, 计算 α 特征, 并记录透射数据在 X 方向的位置特征 x 。将计算的 α_H 、 α_D 特征显示在二维平面, 如图8所示。

对比图4和图8可知, 图8的样本特征点分布区域扩大, 并且铜铝的部分特征点发生重叠, 使算法分类的精度大大降低。这是因为在整个 X 方向射线强度分布不均匀, 因此需要引入位置特征以解决扇形效应的影响。

由2.3节分析, BP 神经网络模型输入特征为 α_H 、 α_D 、 x , 输出设定铝为 0, 铜为 1。铜样品厚度为

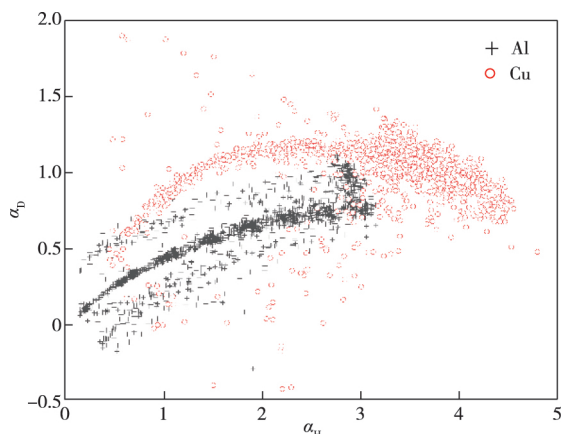


图8 铜、铝 α 特征

Fig 8 Copper and aluminum alpha characteristics

0.5~40 mm, 铝样品厚度为 1~90 mm。训练样本总数为 53 348, 其中铝为 36 555 个, 铜为 16 793 个。划分数据 50% 为训练数据, 50% 为测试数据。

在 MATLAB 平台进行模型的训练。得到图9所示神经网络分类模型。其中隐藏层神经元个数根据多次训练确定为 9, 各层网络的参数已训练完毕。

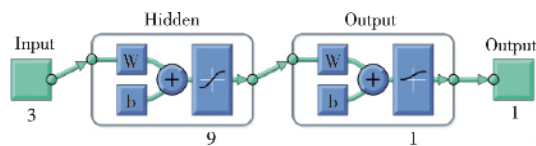


图9 神经网络分类模型

Fig 9 Neural network classification model

利用训练好的模型对测试数据进行预测, 得到图10所示测试结果。

Prediction	Al	18 085 67.8%	379 1.4%	97.9% 2.1%
	Cu	83 0.3%	8 127 30.5%	99.0% 1.0%
		99.5% 0.5%	95.5% 4.5%	99.3% 1.7%
		Al	Cu	True

图10 神经网络模型测试结果

Fig 10 Neural network model test results

如图10所示, 本文算法识别准确率为 98.3%, 同样的测试数据, $R-I_L$ 曲线拟合算法识别准确率为 82.7%, 可见本文分选准确率大幅提升。 $R-I_L$ 曲线

拟合算法可以区分 5~40 mm 厚度范围内的铝与 2~15 mm 厚度范围内铜,本文铝和铜的分类厚度范围达到 1~90 mm 和 0.5~40 mm,达到射线的最大穿透厚度,能够最大效率的利用 X 射线能量。

3 实验验证

神经网络分类模型所需要的训练数据可通过制作图 2 和图 3 所示的楔形样品得到,但在实际生产中废金属材料种类繁多,如各类金属合金成分不一,制作楔形样品成本较高。本文所提出方法可不用制作金属样品,训练模型所需样本数据可直接由待分选物料得到。本文以实际的废金属材料验证提出的分类方法,部分实验样品如图 11、12 所示。



图 11 废铝物料

Fig. 11 Scrap aluminum material



图 12 废铜物料

Fig. 12 Scrap copper material

实验样品为同样重量的铜、铝破碎料,重量共 10 kg,划分训练、测试物料各 5 kg。先采集训练物料数据,计算 α 特征和 x 特征,利用样本数据训练废

金属分类模型,以得到的模型预测测试数据的种类,与样本真实种类对比,得到识别准确率为 94%。以 $R-I_L$ 曲线拟合算法识别相同的测试数据准确率为 81.4%。从识别结果可以得到,本文提出的识别方法在实际破碎废金属材料情况下识别准确率有大幅提升。

4 结论

本文研究了双能 X 射线识别原理,分析的现有算法的不足,基于 α 曲线提出 α 识别特征,降低了射线硬化的影响,提高了识别准确率和厚度范围;提出将物料位置作为识别特征,解决了扇形效应的影响;结合 α 特征和位置特征提出基于 BP 神经网络算法的废金属分类模型,解决多特征分类和非线性分类;在 MATLAB 平台训练神经网络分类模型,通过实际的铜、铝废金属材料验证对比,将识别准确率从 81.4% 提高到 94%。

参考文献:

- [1] MESINA M B, DE JONG T P R, DALMIJN W L. Automatic sorting of scrap metals with a combined electromagnetic and dual energy X-ray transmission sensor[J]. International Journal of Mineral Processing, 2007, 82(4): 222-232.
- [2] BONNIN A, DUVAUCHELLE P, KAFTANDJIAN V, et al. Concept of effective atomic number and effective mass density in dual-energy X-ray computed tomography[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B, 2014, 318: 223-231.
- [3] DUVILLIER J, DIERICK M, DHAENE J, et al. Inline multi-material identification via dual energy radiographic measurements[J]. NDT & E International, 2018, 94: 120-125.
- [4] 原培新, 赵秉军, 孙丽娜, 等. X 射线安检设备中双能量方式下 R 值的提取[J]. 机械与电子, 2005(9): 25-27. YUAN Peixin, ZHAO Bingjun, SUN Lina, et al. Obtain R on dual-energy in X-ray security inspection equipment[J]. Machinery & Electronics, 2005(9): 25-27.
- [5] WANG X W, LI J M, KANG K J, et al. Material discrimination by high-energy X-ray dual-energy imaging[J]. High Energy Physics and Nuclear Physics, 2007, 31(11): 1076-1081.
- [6] CHEN Z Q, ZHAO T, LI L. A curve-based material recognition method in MeV dual-energy X-ray imaging system [J]. Nuclear Science and Techniques, 2016.

- 27(1):173-180.
- [7] 徐明刚,鲍旭东.伪双能 X 射线透射系统矫正厚度影响的物质鉴别方法[J].电子器件,2007,30(1):219-221.
XU Minggang, BAO Xudong. Object classification suppressed thickness effect based on pseudo dual-energy X-ray transmission imaging system[J].Chinese Journal of Electron Devices,2007,30(1):219-221.
- [8] 张进.基于 X 射线特性的物质识别方法研究[D].南京:东南大学,2015.
ZHANG Jin.A study on material identification method based on the characteristic of X-ray [D]. Nanjing: Southeast University,2015.
- [9] 朱道瑶,尚红亮,史佩伟,等.矿石 X 射线透射的 R 值提取方法研究[J].有色金属(选矿部分),2017(增刊1):246-249.
ZHU Daoyao, SHANG Hongliang, SHI Peiwei, et al. Study on r value extraction of ore based on X-ray transmission [J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section),2017(S1):246-249.
- [10] 葛丁,梁殿印.基于 X 射线透射的矿石品位检测方法研究[J].有色金属(选矿部分),2019(4):87-93.
GE Ding, LIANG Dianyin. Research on detection method of ore grade based on X-ray transmission[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section), 2019(4):87-93.
- [11] 毛冬辉,叶文华,熊田忠,等.双能 X 射线识别金属物料的 R 值曲线拟合算法[J].机械制造与自动化,2017(5):160-162,166.
MAO Donghui, YE Wenhua, XIONG Tianzhong, et al. R-value curve fitting algorithm for metal materials' identification based on dual energy X-ray technology [J]. Machine Building & Automation,2017,(5):160-162,166.
- [12] 王祺奥.基于双能 X 射线透射的废金属识别与分离控制技术研究[D].南京:南京航空航天大学,2017.
WANG Qi'ao. Research on scrap metal identification and separation control technology based on dual energy X-ray transmission[D].Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2017.
- [13] 黄河,叶文华,熊田忠,等.基于双能 X 射线透射的区域分块废有色金属识别算法[J].机械制造与自动化. 2019,48(4):26-29.
HUANG He, YE Wenhua, XIONG Tianzhong, et al. Zone division scrap non-ferrous metal recognition algorithm based on dual energy x-ray transmission[J]. Machine Building & Automation,2019,48(4):26-29.
- [14] OSIPOV S, CHAKHLOV S, UDOD V, et al. Estimation of the effective mass thickness and effective atomic number of the test object material by the dual energy method[J]. Radiation Physics and Chemistry, 2018,54(9):662-674.
- [15] OSIPOV S P, UDOD V A, WANG Y. Identification of materials in X-ray inspections of objects by the dual-energy method[J]. Russian Journal of Nondestructive Testing,2017,53(8):568-587.
- [16] NOVIKOV V L, OGORODNIKOV S A, PETRUNIN V I, et al. Dual energy method of materlal recognition in high energy introscopy systems[C]//Proceedings of 16th International workshop on charged particle linear accelerators Alushta, Crimea, Ukraine, 1999:3-95.